

НАЦИОНАЛЕН ВОЕНЕН УНИВЕРСИТЕТ „ВАСИЛ ЛЕВСКИ“



ФАКУЛТЕТ „ОБЩОВОЙСКОВИ“

КАТЕДРА „ЛОГИСТИКА НА СИГУРНОСТТА“

Васил Силвиев Йорданов

**ИЗСЛЕДВАНЕ НА СПЕЦИФИЧНИ ПРОЦЕСИ ЗА ОГРАНИЧАВАНЕ НА
ВЪЗДЕЙСТВИЯТА ВЪРХУ КРИТИЧНАТА ИНФРАСТРУКТУРА**

АВТОРЕФЕРАТ

**на дисертация за получаване на образователна и научна степен
„ДОКТОР“**

Област на висшето образование 9. „Сигурност и отбрана“

Професионално направление 9.1. „Национална сигурност“

**Научна специалност „Организация и управление извън сферата на материалното
производство (национална сигурност)“**

Научен ръководител:	Доцент доктор Николай Тодоров Долчинков
Научен консултант:	Професор доктор на науките Севдалина Илиева Димитрова
Рецензенти:	1.
	2.

**Велико Търново
2022**

Дисертационният труд се състои от 167 страници.

Основен текст – 157 страници

Приложения – 1 приложение на 158 страница

Литературни източници – 6 страници

Брой на литературните източници – 71

Брой на фигурите - 61

Брой на таблиците - 21

Брой на приложенията - 1

Брой на публикациите - 5

Защитата на дисертационния труд ще се състои на 19.09.2022 г. от 11.00 часа в учебен кабинет № 3226, втори етаж, трети учебен корпус на факултет „Общовойсков“ в Национален военен университет „Васил Левски“, район Велико Търново.

Материалите по защитата са на разположение на интересуващите се в Института за научноизследователска и иновационна дейност на Национален военен университет „Васил Левски“.

НАЦИОНАЛЕН ВОЕНЕН УНИВЕРСИТЕТ „ВАСИЛ ЛЕВСКИ“



ФАКУЛТЕТ „ОБЩОВОЙСКОВИ“

КАТЕДРА „ЛОГИСТИКА НА СИГУРНОСТТА“

Васил Силвиев Йорданов

**ИЗСЛЕДВАНЕ НА СПЕЦИФИЧНИ ПРОЦЕСИ ЗА ОГРАНИЧАВАНЕ НА
ВЪЗДЕЙСТВИЯТА ВЪРХУ КРИТИЧНАТА ИНФРАСТРУКТУРА**

АВТОРЕФЕРАТ

**на дисертация за получаване на образователна и научна степен
„ДОКТОР“**

Област на висшето образование 9. „Сигурност и отбрана“

Професионално направление 9.1. „Национална сигурност“

**Научна специалност „Организация и управление извън сферата на материалното
производство (национална сигурност)“**

Научен ръководител:	Доцент доктор Николай Тодоров Долчинков
Научен консултант:	Професор доктор на науките Севдалина Илиева Димитрова
Рецензенти:	1.
	2.

**Велико Търново
2022**

Дисертационният труд е обсъден и насрочен за защита на 19.09.2022 г. на катедрен съвет в катедра „Логистика на сигурността“ от факултет „Общовойскови“ на Национален военен университет „Васил Левски“, по научната специалност „Организация и управление извън сферата на материалното производство (национална сигурност)“ съгласно протокол № 22/16.06.2022 г. и е утвърден с протокол №2/24.06.2022 г. от Факултетния съвет на факултет „Общовойскови“ и протокол №193/05.07.2022 г. на Академичния съвет на НВУ „Васил Левски“.

Авторът на дисертационния труд е докторант чрез самостоятелна подготовка в катедра „Логистика на сигурността“ от факултет „Общовойскови“ на Национален военен университет „Васил Левски“.

Докторантът работи като научен изследовател в Политехнически Университет Милано.

Автор Васил Силвиев Йорданов

Заглавие: „Изследване на специфични процеси за ограничаване на въздействията върху критичната инфраструктура“.

Тираж: 12 бр.

Отпечатан на 24.06.2022 г.

Печатна база „Русенски университет“, гр. Русе

Използвани съкращения

АОИ	Район на интерес (от англ.)
ВП	Височинен профил
ГИС	Географски информационни системи
ДВ	Държавен вестник
ЕК	Европейска комисия
ЕКА	Европейска Космическа Агенция
ЕКИ	Европейска критична инфраструктура
ЕС	Европейски съюз
ИИ	Изкуствен интелект
КИ	Критична инфраструктура
МПМ	Многослойни перцептрон мрежи
НАСА	Национално управление по въздухоплаване и изследване на космическото пространство (от англ.)
ООН	Организация на Обединените Нации
САЩ	Съединени Американски Щати
СКИ	Специфична критична инфраструктура
СОК	Софтуер с отворен код
ЦЕМ	Цифров елевационен модел

I. ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

АКТУАЛНОСТ НА ПРОБЛЕМА

Повърхността на Земята се променя с течение на времето под влиянието на различни външни фактори (тектонизъм, вулканизъм, ерозия или метеоритни удари). Тези процеси влияят не само на нашата планета, но и на всички планети от земен тип, които са обвити със скална кора. Като едни от най-често срещаните разрушителни събития могат да бъдат приети свлачищните процеси. Те се появяват в различни форми, при различни обстоятелства, с различна разрушителна интензивност. Всяко едно движение на земна маса, скални откъси или отломки, под действие на гравитацията, може да бъде прието за свлачище. Механизмите на движение на тези процеси са зависими от много фактори – наклон на терена, тип материал, който бива преместен, обем преместен материал и т.н. Движенията на свлачищните процеси могат да бъдат тип потоци, приплъзвания, преобръщания или срутища. Като размер могат да бъдат от паднало парче скала до огромни подводни свлачища. На Земята водата е в основата на повечето свлачищата, било то под формата на дъжд или от интензивно снеготопене. Докато на планети без атмосфера или с незначителна такава (като Луната или Марс), най-честите причини за свлачища са сеизмичните трусове, причинени от метеоритни удари.

По подобие на Земята, местата които са най-предразположени към свличания на маси, са райони с голям наклон. Такива места по повърхността на Луната са основно стените в кухините, образувани при сблъсък на метеоритно тяло с планетната повърхност, или така наречените метеоритни кратери. Дори и при по-слаба гравитация и липса на вода, които са предразполагащи фактори за свлачища на нашата планета, на Луната свлачищата са съпоставими по механизъм и динамика с общоприетите класификации на Земята.

В търсене на алтернативни форми и места за живот, паралелно с проучванията на Земята, в последните години редица космически агенции- държавни и частни- проявяват интерес и към други планети. Те се обръщат с нов поглед към космическите мисии на Луната и Марс. като амбициите са много по-големи от тези за кацане на техните повърхности. Интересът им вече е насочен към установяването на временни и постоянни бази с човешко присъствие. За това свидетелстват множеството проекти, чието разработване е с цел осигуряване на устойчиво функциониране на различни секторни инфраструктури за поддръжка на благоприятни за човека условия. Предварителните научни проучвания и анализи показват, че на Луната има налични елементи, които да могат да се използват за поддържането на хабитати и производство на гориво. Планират се и системи за добив и използване на ресурси на място, т.е. директно на лунната повърхност, намалявайки нуждата от транспортиране на съответните суровини от Земята. За най-подходящи райони за установяването на човешки бази се приемат тези около (по билата) или по дъното на метеоритни кратери.

Предварителните научни проучвания и анализи показват, че на Луната има налични елементи, които да могат да се използват за поддържането на хабитати и производство на гориво. Планират се и системи за добив и използване на ресурси на място, т.е. директно на лунната повърхност, намалявайки нуждата от транспортиране на съответните суровини от Земята. За най-подходящи райони за установяването на човешки бази се приемат тези около (по билата) или по дъното на метеоритни кратери.

Подобно на критериите и процедурите за установяване на една критична инфраструктура на Земята, редица специалисти са на мнение, че те могат да се заимстват и приложат за бъдещи системи на други планетни тела. Съответно това води и до изготвянето на необходимите мерки за защита на тези потенциално критични инфраструктури, като най-често тези процеси започват от събирането на необходимите за анализ данни, чрез проучвания и събиране на информация на място. Когато това не е възможно се използват вече добре развитите системи за дистанционно наблюдение, обикновено чрез изображения и данни от инструменти разположени на сателити.

От тук *проблематиката по темата* е предизвикана от противоречието между теоретичното осмисляне на научните факти и изследвания от една страна и от друга - наличието на конфликти и затруднения, проявени в хода на приложимата методика за изследване на специфични свлачищни процеси във виртуална среда.

Мотивите за избор на темата на дисертационния труд и насочеността на научните търсения са ориентирани към аргументация, свързана с намирането на нови и приспособяването на съществуващите подходи за усъвършенстване на методологията за изследване на специфични процеси за ограничаване на въздействията на критичната инфраструктура и отражението им върху системата за сигурност. Нещо повече, стремежът е към създаването на концептуален модел за управление на тези процеси. Изборът на темата се обуславя и от ниската степен на разработеност на проблема. Не се откриват комплексни научнометодически и научнопрактически изследвания и анализи по темата.

Актуалността на темата на дисертационния труд е дефинирана от:

✓ Луната е била и е обект на многобройни изследвания, които са от полза за по-доброто разбиране както на нашата планета, така и на други космически тела, както и за установяването на постоянно човешко присъствие на друга планета;

✓ като най-близко космическо тяло Луната е най-достъпна за проучване и утвърждаване на необходимите системи и технологии за човешки бази. Това от своя страна може да доведе до и използването на Луната като междинна станция по пътя на човешкото установяване на Марс;

✓ ресурсите, необходими за енергия, и минералите на Земята са ограничени, което води и до необходимостта от развитие на технологии за използване на суровини директно от други планети. Към момента е установено наличието на вода, желязо и други елементи, необходими за производството на кислород, ядрена енергия (например хелий-3). А това от своя страна директно води до намаляване разходите в сравнение с извличането им от Земята;

✓ с развитието на технологиите и мисиите за изследване на Луната от водещи космически агенции, използването на данни от дистанционни наблюдения с достатъчна пространствена резолюция премахва разстоянието като ограничение, което позволява на научните общности да изучават в детайли лунната повърхност, както и процесите, които я засягат.

ИЗСЛЕДОВАТЕЛСКА ТЕЗА

Работната теза на изследването е продиктувана от обстоятелството, че критичната инфраструктура на Земята се определя по законодателната рамка на една държава или общност, като подходите за ограничаването на въздействието на разрушителните процеси върху нея се адаптират за ограничаване на специфичните процеси на друго планетно тяло за поддържане на устойчивост на системите за поддържане на човешко присъствие на неговата повърхност, съобразно неговите потенциални критични инфраструктури.

ЦЕЛ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Целта на дисертационния труд е изследване и установяване на устойчив подход за ограничаване на въздействието на специфични процеси на критичната инфраструктура и създаване на модел на инвентарни свлачищни карти на Луната, който да бъде лесно приложим и на други планети.

ОСНОВНИ ЗАДАЧИ

1. Изследване на теоретичните и нормативните основи на критичната инфраструктура.

2. Анализ на съществуващата методология за изследване на специфичната критична инфраструктура и на резултатите от нейната приложимост.

3. Създаване на модел, базиран на изкуствения интелект за разпознаване и ограничаване на въздействието на специфични свлачищни процеси върху критичната инфраструктура.

ОБЕКТ НА ИЗСЛЕДВАНЕТО

Обект на научното изследване са специфичните свлачищни процеси и тяхното въздействие върху критичната инфраструктура на Луната.

ПРЕДМЕТ НА ИЗСЛЕДВАНЕТО

Предмет на изследването е анализът и оценката на методологията за изследване и ограничаване на въздействието на специфичните свлачищни процеси върху критичната инфраструктура.

ОСНОВНИ ПОДХОДИ И МЕТОДИ В ИЗСЛЕДВАНЕТО

За постигането на целта и изпълнението на научноизследователските задачи на дисертационния труд са използвани следните **групи от методи**:

✓ *теоретични методи*: системен, логически, аналитичен, интердисциплинарен подходи, теория на риска, теория на вероятностите, статистически методи, инструментариумът за математически анализ, системен анализ и синтез, сравнение, конкретизация, обобщение, индукция и дедукция, аналогия и други известни на обществено-научното познание методи и средства;

✓ *емпирични методи*: наблюдение, измерване, експеримент, прогнозиране, обработване на данни чрез полиномите на Чебишев и полиномно апроксимиране чрез Чебишев, алгоритмите за изкуствен интелект чрез бинарна и многокласова класификация и други.

ОГРАНИЧЕНИЯ:

За по-голяма конкретност и значимост на изследванията, същите са извършени при определени **допустими ограничения**, продиктувани от следните обстоятелства:

✓ използвани са данни от мисията LRO на НАСА, поради няколко положителни качества – средна пространствена резолюция (100м/пиксел) на глобалния цифров елевационен модел и по-висок процент на покриване на лунната повърхност. Мисията също разполага с данни от камера с висока резолюция, достигащи до 0.5 м на пиксел. Недостатъкът на този продукт с висока резолюция е липсата на глобално покриване, т.е. наличие само на локални елевационни продукти с висока резолюция. Фактът, че за глобално покриване може да се използва единствено продукт със средна резолюция, ограничава възможностите за засичане на свлачищни процеси с размери < 100 метра;

✓ специфичната орбита и въртене на Луната ограничава възможностите на оптичните камери за осигуряване на информация за кратерните кухни в полюсите, които се намират в постоянна сянка;

✓ поради липсата на атмосфера лунната повърхност е силно атакувана от космически лъчения, поради което с времето кратерите ерозират и загубват началната си форма – билата им заоблят острата си форма, кухините започват да се запълват със скални материали и реголит, което ги деформира и прави невъзможен техният анализ.

✓ поради фундаменталната обосновка на проблема свързан със специфични свлачищни процеси в метеоритни кратери, изследването е фокусирано само върху кратери от тип „обикновен“ с диаметър до 20 км, поради присъщата симетрична форма при неизменен кратер. Това ограничение изключва от анализите всички по-големи, в диаметър, кратери, поради факта, че те може да има други морфологични характеристики влияещи на симетричността.

Извън обхвата на научните изследвания и анализи е промяната в нормативната база на критичната инфраструктура.

За удобство при използването и нагледното илюстриране, получените крайни резултати (схеми, графики, статистическата и графичната интерпретация на изследванията), са посочени в завършен вид, като е използвано софтуерно решение мигрирано в Python среда . Формулираните научно-изследователски задачи се разглеждат в обем и дълбочина, необходими за поясняване, допълване и свързване на основната логическа последователност, като с това е съобразена структурата и съдържанието на дисертационния труд.

II. СТРУКТУРА И СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Структура на дисертационния труд

Разработването на дисертационния труд е насочено към изпълнение на поставената научноизследователска цел и произлизащите от нея изследователски задачи. Анализът е концентриран към обекта и предмета на изследване в съответствие с формулираната изследователска теза и поставените ограничения. В тази връзка, дисертационният труд се състои от увод, три глави със съответните изводи към тях, общи изводи, заключение, речник на използваните съкращения, списък с използваната литература и списък на приложенията.

Съдържание на дисертационния труд

Използвани съкращения	1
УВОД.....	2
ГЛАВА ПЪРВА. ТЕОРЕТИЧЕН ОБЗОР НА КРИТИЧНАТА ИНФРАСТРУКТУРА	10
1.1. Същност, понятиен апарат, видове критична инфраструктура, нормативна рамка	10
1.2. Критичната инфраструктура като елемент на системата за сигурност	16
Въздействие на факторите на средата на сигурност върху критичната инфраструктура.....	16
Възможности за противодействие на рисковете и заплахите за критичната инфраструктура.....	18
1.3. Специфика на лунната инфраструктура и взаимодействие с инфраструктурата на Земята.	20
Инфраструктура на Луната.....	20
Договор за космическото пространство	21
Потенциална инфраструктура на Луната	22
Специфична критичната инфраструктура.....	25
Способи за ограничаване на въздействията от свлачищни процеси	26
1.4. Повърхностни и геоложки процеси на Луната	28
Тектонична активност.....	29
Вулканизъм	31
Метеоритни удари: механизъм на образуване на метеоритните кратери.....	32
Видове кратери.....	33
Ерозионни процеси	35
Връзка на свлачищните процеси на Земята и на Луната с инфраструктурата и критичната инфраструктура – сравнителен анализ	36
Свлачищни процеси на Земята.....	36
Лунни свлачищни процеси	39
ИЗВОДИ.....	52
ГЛАВА ВТОРА. МЕТОДОЛОГИЯ ЗА ИЗСЛЕДВАНЕ И АНАЛИЗ НА СПЕЦИФИЧНАТА КРИТИЧНА ИНФРАСТРУКТУРА	55
2.1. Методология за ограничаване на свлачищни процеси.....	55
2.1.1. Обзор на прилаганите методики за визуално разпознаване на свлачища по лунната повърхност	55
2.1.2. Преглед на вече прилагани методики чрез полиноми на Чебишев за разпознаване на свлачища и апроксимация на кратерни процеси	57
Въведение в полиномите на Чебишев	57
Математическа теория	58
Важни свойства на полиномите на Чебишев	60
Изчислителна процедура	61
Приложение на полиномите на Чебишев	63
Процес на апроксимация на кратерни профили	64
Анализ на нечетните коефициенти на Чебишев.....	68

Анализ на остатъците на апроксимация чрез нечетните коефициенти на Чебишев, използвайки адаптивен и фиксиран критерий	71
При анализа стъпка по стъпка последователността е следната:	71
Прилагане на процеса на апроксимиране на кратери и разпознаване на свлачища в MATLAB.....	77
2.2.Източници на данни за изследване и изучаване на свлачищните процеси на Луната	78
2.2.1.Lunar Reconnaissance Orbiter (LRO) – НАСА	80
2.2.2.Векторни форми на кратерите с $5 < D < 20$ км	81
2.3.Казуси на изследването.....	82
2.3.1.Предидшно използвани казуси	82
2.3.2.Разширени казуси	87
2.4.Софтуерни решения за изследване на лунни мисии	96
2.4.1.Софтуерна мотивация	96
2.4.2.Програмен език Python	97
2.4.3.Код в Python среда	99
2.4.4.Други софтуери, пакети и услуги	100
ИЗВОДИ.....	102
ГЛАВА ТРЕТА. МОДЕЛ ЗА РАЗПОЗНАВАНЕ И ОГРАНИЧАВАНЕ НА ВЪЗДЕЙСТВИЕТО НА СПЕЦИФИЧНИ СВЛАЧИЩНИ ПРОЦЕСИ ВЪРХУ КРИТИЧНАТА ИНФРАСТРУКТУРА ЧРЕЗ ИЗПОЛЗВАНЕ НА ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ	105
3.1.Обща постановка на модела, базиран на методологията на изкуствения интелект	105
3.1.1.Машинно самообучение - дървета за вземане на решения	107
3.1.2.Изкуствени невронни мрежи	108
3.1.3.Многослойни перцептрон мрежи (Multi-layer Perceptron Networks).....	108
3.1.4.Дълбоко обучение (Deep Learning)	109
3.1.5.Валидиране на модела	110
3.2.Резултати от прилагане на предишно предложени методики.....	111
3.2.1.Преглед на резултати от предишни приложения на полиномите на Чебишев – анализ на остатъците на апроксимация от коефициентите на Чебишев, приложение на 51 кратера.....	111
3.2.2.Разширено приложение на анализ на остатъците на апроксимация от коефициентите на Чебишев. Изследване на приложимостта на адаптивен и фиксиран прагов критерий – приложение на Група II разширени казуси	114
3.3.Проучвателен анализ на коефициентите на Чебишев	119
3.4.Резултати от прилагането на алгоритъм Random Forest.	123
3.4.1.Бинарна класификация	124
3.4.2.Многокласова класификация	125
3.5.Резултати от прилагането на алгоритми за Изкуствени Невронни Мрежи	126
3.5.1.Вариант Многослойни перцептрон мрежи (Multi-layer Perceptron Networks)	126
Бинарна класификация	127
Многокласова класификация	128
3.5.2.Резултати от прилагането на алгоритми за Изкуствени Невронни Мрежи – вариант Дълбоко обучение (Deep Learning)	128
3.6.Софтуерно решение	131
ИЗВОДИ.....	135
ОБЩИ ИЗВОДИ.....	137
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	139
НАУЧНО-ПРИЛОЖНИ И ПРАКТИКО-ПРИЛОЖНИ ПРИНОСИ.....	145
ИЗПОЛЗВАНА И ЦИТИРАНА ЛИТЕРАТУРА.....	146
Списък на фигури.....	152
Списък на таблици	157
ПРИЛОЖЕНИЯ.....	158
Приложение I.....	158
ДЕКЛАРАЦИЯ ЗА ОРИГИНАЛНОСТ	159
СПИСЪК С ПУБЛИКАЦИИ	160

ГЛАВА ПЪРВА. ТЕОРЕТИЧЕН ОБЗОР НА КРИТИЧНАТА ИНФРАСТРУКТУРА

Решаването на първата научноизследователска задача се постига посредством теоретичен обзор на критичната инфраструктура на база трудовете и публикациите на водещи специалисти и планове и програми на водещи космически агенции в тази област. Изследвани са същността, понятийният апарат, видовете критична инфраструктура, нормативна рамката – национална и европейска. Проследени са разграничимите принципни характеристики на критичната инфраструктура на Земята и да предложим неин аналог на друго космическо тяло от планетен тип, която може да бъде засегната от процеси с аналогичен характер. За целите на настоящия дисертационен труд такъв аналог е критичната инфраструктура на Луната. Принципите на тази специфична система са базирани на вече утвърдени закони и наредби в европейската общност и на национално ниво. На това основание разглежданите от нас определения, сектори и обхвати на КИ са от позициите на тълкуванията в Р. България и Европейския съюз. Изходна база за това е направеният преглед на научната литература за потенциалните и планираните инфраструктури на земния спътник, което от своя страна следва да доведе до възможността да се приложат земните критерии за установяване и означаване на КИ на Луната. И всичко това е посредством приложимите методи за защита от свлачищни процеси на Земята, което позволява да се дефинират първите стъпки за адаптирането и имплементирането им на друго космическо тяло. Потенциалните обекти, които могат да се определят като КИ, имат разнородни функции и обхвати, или да са под управлението на различни ресурси. Затова се налага и допълнителното им разпределение по сектори и подсектори, за да се диференцират по-точно и от приоритетна гледна точка. Определени са 19 сектора с критична инфраструктура в Р. България. Дефинирана е ЕКИ, която се базира на определението за КИ, но с разширен смисъл за териториален обхват при евентуални извънредни процеси. За да бъде включен в списъка за ЕКИ един обект, трябва въздействието при неговото „нарушаване или унищожаване да доведе до значителни последици за две или повече държави-членки“¹. Трите между секторни критерия, на която трябва да отговаря една потенциална ЕКИ (в допълнение на дефинициите за КИ и ЕКИ): критерий на пострадалите – по отношение на човешките загуби и пострадали; критерий на икономическите последици – материалните загуби, които могат да доведат до затруднение/влошаване на предлагане услуги и стоки от първа необходимост, както и въздействия на околната среда; критерий на обществените последици – загуба на услуги и нарушение на ежедневния живот и процедурите по установяване на ЕКИ (фиг. 1.1.)

Процедура за установяване от държавите-членки на критични инфраструктури, които могат да бъдат означени като ЕКИ съгласно член 3*,**



*По директива 2008/114/ЕО на съвета от 8 декември 2008 година относно установяването и означаването на европейски критични инфраструктури и оценката на необходимостта от подобряване на тяхната защита

** В случай на непреминаване на един от етапите потенциалната ЕКИ се изключва от процеса и не се записва като ЕПИ.

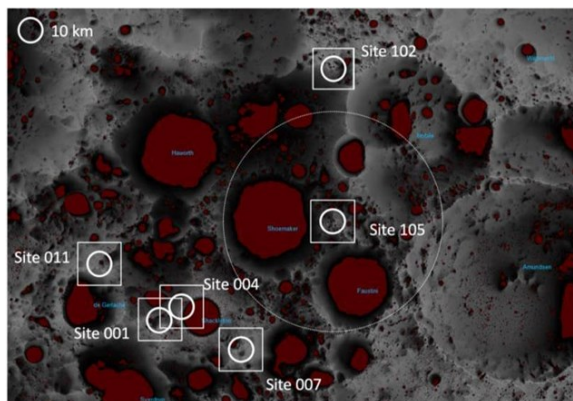
Фигура 1.1. Процедура по установяване на ЕКИ

¹ „ДИРЕКТИВА 2008/114/ЕО НА СЪВЕТА от 8 декември 2008 година относно установяването и означаването на европейски критични инфраструктури и оценката на необходимостта от подобряване на тяхната защита“ <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/BG/TXT/?uri=LEGISSUM:jl0013...>

Изследвана е критичната инфраструктура като елемент на системата за сигурност с акцент на въздействието на факторите на средата на сигурност, възможностите за противодействие на рисковете и заплахите за КИ, мениджмънта на бедствията в зависимост от опасностите. На това основание е изследвана специфика на лунната инфраструктура и взаимодействие ѝ с инфраструктурата на Земята. По-конкретно са проследени инфраструктура на Луната в контекста на Договора за космическото пространство, подписан от 111 страни в света и според който определенията за КИ и ЕКИ не могат да бъдат приложени директно, защото при тях се дефинира принадлежност на населението към нация и територия на Земята. А това означава, че в случая на Луната или друго космическо тяло тази принадлежност не може да фигурира, а трябва всички обитатели на Луната да се разглеждат като засегнато население.

Като потенциална инфраструктура на Луната се разграничават пет основни инфраструктурни сектора, необходими за постоянна база на Луната, които да могат да подсилят самоподдържащо се, устойчиво и постоянно (от няколко дена до няколко месеца) човешко присъствие. Такива са енергийните системи, системите за комуникация и навигация, транспортните системи, животоподдържащите системи и системите за използване на ресурси на място (ISRU), чието изследване включва и локациите за кацане на мисиите. За най-подходящи се считат в покрайнините на кратера Shackleton (Фигура 1.2), който се намира на южния лунен полюс. Причините за това са наличието на кратери, в чиито кухни е постоянна сянка и има налични ледове. Още повече, че по билото на кратера Shackleton и в района около него е установено, че тези места са почти постоянно осветени от слънцето и спомагат за преодоляването на два проблема – добив на вода и слънчева енергия чрез поставяне на соларни панели по билото.

Следователно, повечето изградени инфраструктури на Луната, а и на друго космическо тяло, могат да бъдат дефинирани като критична инфраструктура, поне тези, които са част от предходно изброените пет сектора. Всяка една от тях може да доведе до застрашаване здравето и живота на обитаващото население, в случаи когато не могат да бъдат изпълнени техните функционални характеристики. И по подобие на действията по превенция и защита на КИ на Земята, тезата на докторанта е, че следва да се изработят и предприемат съответните механизми и за специфичната критична инфраструктура (СКИ) на други небесни тела. Акцентът на научните му изследвания е на специфичните свлачищни процеси, които могат да повлияят негативно на СКИ изградена на Луната. Свлачищата, обект на изследване, са означени като „специфични“ по две причини – първата, е че се намират на Луната и втората, че се намират в кухините на кратери получени, при метеоритни сблъсъци.



Фиг. 1.2. Потенциални локации за кацане на мисиите Артемис (източник: НАСА)

От тук внимание е отделено на подходите за ограничаване на въздействията на специфичните свлачищни процеси върху КИ. В тази насока е целесъобразно изработването на инвентарни карти за податливостта на свлачища, които да изобразява пространствената вероятност за възникване на свлачище само според характеристиките на терена, без да се

имат под внимание времевите фактори и такива, които директно задействат процеса на свличане на земна маса. Като най-точен метод за разпознаване на свлачища чрез сателитни изображения (за Земята), се смята ръчното картографиране, но поради специфичността на изследвания феномен и факта, че кратерите на Луната са огромно количество, такъв подход е трудоемък и непрактичен. Съобразно това, в продължение на предишни изследвания на автора^{2,3} научните изследвания са насочени в посока доразвиване на методиката за разпознаване на свлачища в кухините на кратери, чрез автоматизирани методи, подпомагащи извършването на анализ на огромно количество казуси и в същото време осигуряването на висок процент надеждност в крайните резултати. Приложимостта на такъв алгоритъм допринася за изготвянето на необходимия инвентар и на Луната, и в кратери намиращи се на други небесни тела от планетен тип. Поради тази причина се обуславя необходимостта от изследване на повърхностните и геоложките процеси на Луната, тектоничната активност, вулканизма, метеоритните удари, вследствие на което се образуват видовете лунни кратери, ерозионните процеси, които комплексно са предпоставка за свлачищни процеси. На тази основа е направен сравнителен анализ на свлачищните процеси на Земята и на Луната и взаимовръзката им с критичната инфраструктура. На Земята основните задействащи фактори за свлачища са обилните валежи, снеготопенето (или като цяло покачване на водната количество в почвата) и земетресенията. Обикновено, един е задействащият фактор, докато съвкупността от няколко такива могат да бъдат определени като предразполагащи, които могат да бъдат с природен или антропогенен характер. Познаването им е в основата на групирането и разпознаването на свлачищните процеси, изготвянето на свлачищни инвентарни карти и предприемане на съответните действия за превенция и ограничаване на въздействията им върху КИ.

Макар и задействащите фактори за свлачищни процеси на лунната повърхност да се различават от тези на Земята (поради липсата на атмосфера повърхността на луната се атакува от повърхностни процеси по различен начин от тези на Земята и се групират в следните категории: „градинарско“ въздействие, космическо влияние и топлинни лунни земетресения, метеоритни сблъсъци, лунотресения.), редица автори определят типа на лунните свлачища, заимствайки вече утвърдени категоризации по аналогия на тези на Земята. Акцентите са на свлачищата от тип „Falls“, „Slides“, „Slumps“, гранулирани потоци, пълзящи свлачища. Следователно, Луната е подложена на различни въздействия, които неминуемо водят до свлачищни процеси от съответния тип, които по своето естество и проявление се различават от тези на Земята, макар че част от тях имат сходна природа, причини и фактори. А това обуславя и необходимостта от извеждане на закономерности в специфичните процеси по ограничаване на въздействията им върху критичната инфраструктура.

ИЗВОДИ ОТ ГЛАВА ПЪРВА

1. По силата на законодателната рамка на България и на ЕС критичната инфраструктура е всяка онази система, чието изправно функциониране, по отделно или в съвкупност, е от жизнено важно значение за обществото и държавата като цяло. Националната КИ се различава от ЕКИ основно по териториален обхват. Включването на една КИ като ЕКИ е при условие, че последиците от нарушеното ѝ функциониране засягат поне две държави членки на ЕС.

2. Понятийният и литературният обзор и изследванията на плановете на водещи космически агенции подсказват, че терминологията може да се прехвърли от национално ниво на международно и съответно да се приспособят основните принципи на КИ и за друго космическо тяло от земен тип. Това позволява да се дефинират и разграничат пет основни

² V. Yordanov, „Mapping landslides in lunar impact craters using Chebyshev polynomials and Dem's“, 2016. С

³ M. Scaioni и съавт., „Recognition of landslides in lunar impact craters“, European Journal of Remote Sensing, том 51, бр. 1, стр. 47–61, 2018, doi: 10.1080/22797254.2017.1401908.

инфраструктурни сектора, необходими за съществуването и функционирането на постоянна база по повърхността на Луната. Съобразно това става възможно подсигурирането на самоподдържащо се, устойчиво и постоянно човешко присъствие посредством: енергийни системи, системи за комуникация и навигация, транспортни системи, животоподдържащи системи и системи за използване на ресурси на място.

3. Изследванията сочат, че на Земята съществуват добре развити, (или в процес на усъвършенстване) функциониращи и в процес на усъвършенстване подходи и инструментариум за свеждане до минимум на негативните въздействия от природни бедствия и конкретно от свлачища. Етапите на целия този процес обхващат предварителен анализ на риск, имплементиране на мерки, смекчаващи въздействията, спасителни и възстановяващи действия след възникването на такова бедствие.

4. Успехът на противодействието и ограничаването на последствията от специфични свлачищни процеси е в пряка зависимост от изготвянето на инвентарна карта и карта на податливостта към свлачища, която изобразява пространствена вероятност за възникване на свлачище само според характеристики на терена и неговата специфичност, съдържащи информация относно координатите на свлачището, неговия обseg и тип движение. В тази насока, съобразно обекта на научните търсения няма изготвена такава карта с изчерпателен свлачищен инвентар за лунната повърхност.

5. Луната, като най-близкото космическо тяло е обект на многобройни наблюдения и изследвания от векове. Развитието на сателитни технологии в последните десетилетия позволява и набавя огромно количество дигитални данни, необходими и полезни за множество научни изследвания от различен характер. Амбициите на космическите агенции в тази насока приоритетно са свързани с разработването на различни космически мисии за построяване на постоянни лунни бази с цел научни изследвания и добиване на минерали. И тъй като всяка бъдеща инфраструктура на лунната повърхност ще бъде подложена на разнообразни разрушителни процеси, каквито са специфичните свлачищни процеси, повече от всякога е необходимо предварителното и обстойното проучване на същите, на основата на което да се създаде научно обоснована и практично приложима методология за тяхното засичане, картографиране, инвентаризиране и изграждане на противодействащи и предпазващи системи.

6. Съществуващите изследвания на лунната повърхност към момента дават основание да се твърди, че тя, макар и да не е тектонично активна колкото земната повърхност, също е повлияна и продължава да бъде модифицирана под въздействието на различни процеси: липсата на атмосфера, от тук и относително честа тектонична активност, свързана с температурните разлики, стигащи до крайности поради смяната на деня и нощта, постоянните слънчеви радиационни облъчвания, постоянното метеоритно бомбардиране, които от своя страна въздействат разрушаващо на повърхностния лунен слой и образуването на лунни кратери (обикновени, сложни и многорингови полета).

7. Съпоставяйки факторите предразполагащи за свлачищата на Земята и Луната, активирането на земните такива е предимно от високото съдържание на вода, докато такива предразполагащи и задействащи фактори на лунната повърхност липсват, но има присъщи други такива фактори. Колкото до земетресения или друг вид разрушителна активност като фактор влияят на свлачищните процеси и на земната, и на лунната повърхност. Така наречените лунотресения (земетресения на Луната), които се получават вследствие на голямата температурна разлика между лунния ден и нощ (и обратно). Друг задействащ фактор на свлачищни процеси на Луната, е и освободената енергия в лунната повърхност, която се получава обикновено при сблъсък на метеоритно тяло с лунната повърхност.

8. Въпреки различията при повърхностните характеристики и механизмът на активация на свлачищни процеси на Земята и Луната, позволява категоризирането на свлачищните процеси и на Земята, и на лунната повърхност според техния механизъм на движение, и съответно в тип „falls“, „slides“, „slumps“ и т.н., което позволява по-лесното наблюдаване и картографиране на тези процеси и в двата случая.

ГЛАВА ВТОРА. МЕТОДОЛОГИЯ ЗА ИЗСЛЕДВАНЕ И АНАЛИЗ НА СПЕЦИФИЧНАТА КРИТИЧНА ИНФРАСТРУКТУРА

Решаването на втората научноизследователска задача се постига посредством изследването на методологията за ограничаване на свлачищните процеси на лунната повърхност и възможните софтуерни решения. За тази цел е направен обзор на прилаганите методики за визуално разпознаване на свлачища по лунната повърхност, както и чрез полиноми на Чебишев за апроксимация на кратерни височинни профили. Полиномите на Чебишев са редица ортогонални полиноми, всеки от които с уникална и некорелирана форма по отношение на всички други членове от поредицата. Апроксимирането на всеки профил се осъществява като се вземе предвид дължината на напречното сечение, така че да е два пъти повече от диаметъра на кратера от ръб до ръб. Това разстояние след това се нормализира между -1 и +1, което е и домейнът на полиномите на Чебишев. В този интервал всяка произволна непрекъсната функция може да бъде апроксимирана⁴. В разглеждания случай функцията за апроксимиране е дискретният профил на кратера $f(x)$, където x е посоката на пробата. Сред използваните четири различни типа полиноми на Чебишев се предлага да се използва тип I за апроксимиране на кратерните профили⁵. Това е мотивирано от несложността на коефициентите, свързани с това представяне. Формулирането на базовите функции на полиномите се основава на рекурсивна серия:

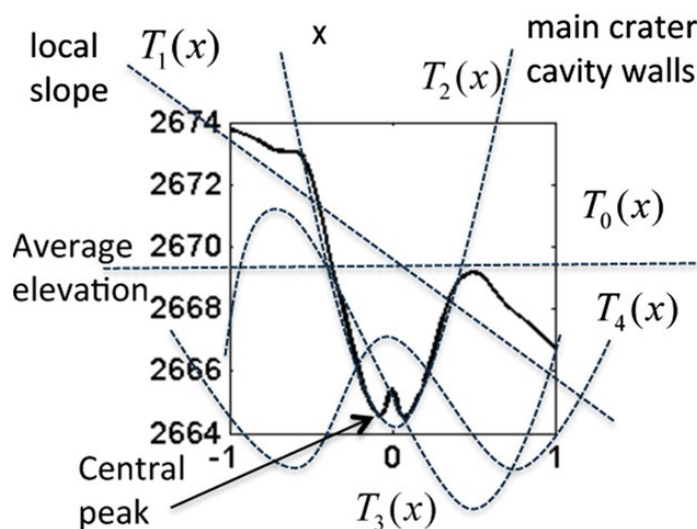
$$T_{n+1}(x) = 2xT_n(x) - T_{n-1}(x); \quad |x| \leq 1, \quad (2.1.)$$

където $T_n(x)$ е полиномната част от n -ти ред. Частите от ред 0 и 1 са $T_0(x) = 1$ и $T_1(x) = x$, съответно.

За да се апроксимира една функция $f(x)$, линейна комбинация $p(x)$ на базисните функции, се приема:

$$f(x) \cong p_M(x) + o(x^M) = \sum_{n=0}^M C_n T_n(x) + o(x^M), \quad (2.2.)$$

където M е степента на Чебишевия полином и C_n са коефициентите, които модулират амплитудата на всеки базов компонент. Коефициентите C_n се изчисляват на базата на „най-малките квадрати“, за да се съчетаят с реални данни за профила. Грешката при остатъчното апроксимиране (x^M) е равна на сумата от липсващите термини след степен M , които не се разглеждат в апроксимацията.



⁴ W. Gautschi, „Orthogonal polynomials (in Matlab)“, Journal of Computational and Applied Mathematics, 2005, doi: 10.1016/j.cam.2004.03.029.

⁵ . Mahanti, M. S. Robinson, D. C. Humm, и J. D. Stopar, „A standardized approach for quantitative characterization of impact crater topography“, Icarus, 2014, doi: 10.1016/j.icarus.2014.06.023.

Фигура 2.3. Базовата функция на Чебишев (пунктирните линии) спомагат за профила на кратера в съответствие на тяхната прилика с отделните части на кратерния профил. Изт: Маханти⁶

Ефективността на полиномите на Чебишев за апроксимиране на профилите на напречните сечения на кратер се дължи на техните свойства, които могат да бъдат обобщени в четири основни точки:

✓ ортогоналност на базовите функции и несвързаност между изчислителните коефициенти: въпреки че общият брой на приетите коефициенти в уравнение (2.1.) може да бъдат различни, изчислените стойности на коефициентите от по-нисък ред винаги са еднакви. Тази характеристика е важна, защото прави изчислените коефициенти независими от конкретния процес на изчисления, така че те могат да бъдат сравнени със сходни от други напречни профили. Всъщност, по-ниските номерирани коефициенти $T_n(x)$ имат по-голямо въздействие при апроксимирането на геометрията на профила;

✓ полиномите на Чебишев водят до най-малкото максимално отклонение по отношение на интерполираната функция, т.е. в този случай, профилът на напречното сечение на кратера⁷;

✓ екстремните стойности на полиномите винаги се появяват на някои специфични позиции върху базовата ос ($x = -1, 0, +1$). Тази характеристика улеснява свързването на коефициентите на изчислените полиноми с геометрията на кратера;

✓ корелацията между коефициентите от по-нисък ред, както и някои комбинации от коефициенти с важни морфологични свойства на кратера и неговия обкръжаващ терен (средна височина на профила на кратера, локален топографски градиент, дълбочина на кратера и т.н.) – виж Маханти⁸. Това не означава, че морфологичните характеристики могат да бъдат директно измерени, а че набор от обективни числови индикатори може да бъде получен чрез повторяем почти автоматичен процес;

✓ откриването на асиметрия в профила на напречното сечение на кратера въз основа на анализа на нечетните полиноми.

В предишни трудове^{2,3,9} бе потвърдено, че четири напречни сечения на кратера са достатъчни за откриване на големи свлачища в лунните кратери. Основното предположение е, че силен асиметричен компонент в полиномите може да се разглежда като сигнал за движение на маси, който се нуждае от независим анализ за всяко напречно сечение. По този начин са интерполирани четири профила на напречното сечение на кратера от WACGLD100 DEM, като се използва двулинейна интерполация. Дължината на всеки профил е разширена извън двата ръба приблизително с 30% от разстоянието между билата. Тази дължина е по-къса от приетата в Маханти, който използва профилите два пъти от разстоянието между билата. Решението, осъществено тук, е мотивирано от необходимостта от приспособяване на апроксимацията, за да се моделират профилите на Cassini A, вместо да се определи стандартна дължина на профила, която да се прилага като цяло. Получените профили на напречното сечение са от типа пространствена стъпка от 200 м, общата дължина (една и съща за всички посоки) е 25 километра и общо 127 елевационни точки. Като се има предвид, че интерполацията от DEM може да влоши точността на точките с точност от ± 10 m за maria и ± 20 за планините.

Апроксимирането с полиномите на Чебишев бе проведено чрез използване на $M = 26$ термина, съответстващи на максимална степен от 25. В такъв случай броят на коефициентите, предложени от Маханти¹⁰, т.е. $M = 16$, е променен, за да се моделира по-добре формата на кратера Cassini A. Освен това, тестването на статистическата значимост

⁶ Виж . Mahanti, M. S. Robinson, D. C. Humm, и J. D. Stopar, цит. изд.

⁷ J. C. Mason и D. C. Handscomb, Chebyshev polynomials. 2002. doi: 10.5948/upo9780883859537.024.

⁸ Виж J. C. Mason и D. C. Handscomb, Chebyshev polynomials. 2002. doi: 10.5948/upo9780883859537.024.

⁹ V. Yordanov, M. Scaioni, M. T. Brunetti, M. T. Melis, A. Zinzi, и P. Giommi, 2016, doi: 10.5194/isprsarchives-XLI-B6-17-2016

¹⁰ Виж P. Mahanti, M. S. Robinson, D. C. Humm, и J. D. Stopar, цит. изд.

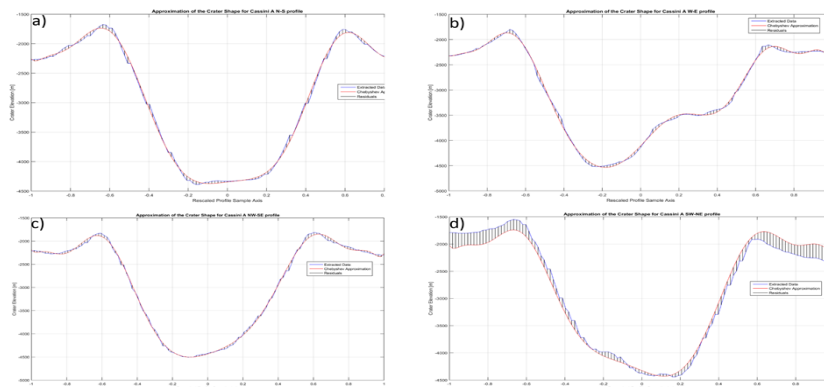
на коефициентите от по-висок ред е насочено към това изследване. Прави впечатление, че някои от коефициентите на Чебишев имат връзка с важни морфологични параметри, като в този случай C_1 е свързан с общия наклон на терена. Ако наклонът е твърде голям, това би повлияло на изчисленията на коефициентите, поради което в такива случаи наклонът трябва да бъде „премахнат“ C_1 и да се приравни на нула с цел по-точен анализ. Съгласно тази концепция профилите на напречното сечение за всички изследвани кратери са получени.

Данните показват, че само в един случай от нисък ред C_i ($M \leq 4$) не е преминал тест (2.11.) - при коефициент C_3 на S-N профил. Този резултат е особено значим, тъй като този коефициент показва липсата на асиметрия в профила. Това свойство може да бъде потвърдено чрез разглеждането на профила S-N. Следващата стъпка на анализа бе фокусирана върху стандартните остатъци след изчисляване на LS, които се очаква да бъдат с нормална дистрибуция с нулева средност.

Наличието на големи нечетни коефициенти е свързано с общата асиметрия на профила. Асиметрията може да бъде свързана със свлачища от склоновете до дъното на кратера, както в случая с кратера Cassini A. За да се изследва тази характеристика абсолютната стойност на стандартизираните нечетни коефициенти е сравнена за всичките четири профила:

$$\hat{C}'_i = \left| \frac{\hat{C}_i}{\hat{\sigma}_{C_i}} \right| \quad (2.12.)$$

Използването му позволява да се следи и за несигурността на изчисления коефициент. От друга страна, пренебрегването на знака не води до загуба на информация с цел търсене на асиметрия. Стандартизираните нечетни коефициенти за четирите профила на напречното сечение на Cassini A са представени на Фигура 2.6.



Фигура 2.6. Четирите напречни сечения на Cassini A. Синята линия показва елевационния профил получен директно от WACGLD100 DEM; Червената линия показва апроксимацията на кратерната форма чрез полиномите на Чебишев използвайки $M=26$ уравнения, означаващи максимална степен 25; Черните линии представляват остатъците. На фигура d) може да бъде забелязан премахнатия наклон на терена.

Чрез сравняване на Фигура 2.6.a и Фигура 2.6.b, могат да се посочат два екстремни случая. Най-големите стойности на могат да бъдат намерени в съответствие с W-E профила, който е ясно асиметричен. Най-малките стойности са свързани с S-N профила, характеризиращ се с висока степен на симетрия. Всъщност, на Фигура с този профил не пресича свлачищното тяло. Напротив, и двата диагонални профила правят това и този факт може да бъде разпознат в графиката на абсолютните стандартизирани коефициенти. В случая на SW-NE профил се съобщава много голяма стойност за . В случая на NW-SE профил коефициентите с нечетен ред между 3 и 9 показват стойности, които са по високи от средната стойност.

Като краен елемент от анализа възниква необходимостта да се разработи нов подход за по-добро апроксимиране на несъответствията с теоретичния модел, поради което е приложен нов критерий за тяхното разграничаване. Концепцията е да се получи апроксимация на изследвания профил, направено само от приноса на нечетните мащабни фактори на Чебишев. По този начин на моделиране подлежи само асиметрията, ако има такава. Когато кратерната форма е съвършена, т.е. напълно симетрична, тогава нечетните коефициенти на Чебишев следва да са равни на нула. По този начин могат да се изчислят

профилите на реални казуси, като разлика между нечетната им апроксимация и теоретичната (остатъците от средната линия с по-значим израз) представлява техните стандартни отклонения. Докато окончателното заключение дали разглежданият кратер е повлиян от свлачищни процеси, трябва да се получи с помощта на правилно избран прагов критерий. Това означава анализиране стъпка по стъпка: извличане на профилите, апроксимация на профила чрез Чебишев, изключване на топографския наклон, конструиране на асиметричния профил, изключване на външните части и остатъчната линейна тенденция, изчисляване на остатъците, анализ на остатъците. Всички тези стъпки са визуализирани по съответния ред. Логично следствие от всичко това е определянето на някои прагови критерии, които да интерпретират получените резултати. За тази цел са приети два - адаптивни и фиксирани критерии. Адаптивното е представено от kRMS (средноквадратен корен) на стандартните отклонения, където $k = 0,8 \div 1,35$, докато фиксираната стойност е праг $100 \div 170$ м ($DEM \approx 10$ м). Изчисленията на целия този процес е посредством създаден MATLAB скрипт. В него са въведени всички необходими изчислителни стъпки за споменатите по-горе статистически тестове, както и предишните стъпки за апроксимиране на кратера и разпознаване на свлачища. Като необходими данни за започване на изчисления на профилите са необходими височинните профили, ръчно изтеглени, както и желания ред на апроксимиране.

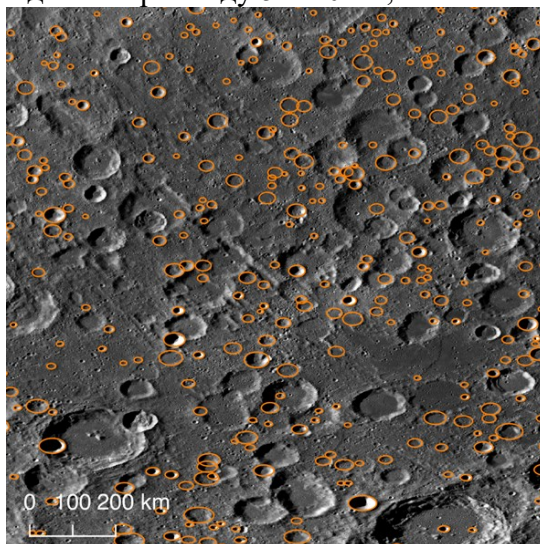
Основни източници на информация са получените данни от четирите текущи лунни мисии са: Lunar Reconnaissance Orbiter (LRO) и ARTEMIS от Националната аеронавтика и космическите администрации (НАСА) и Chang'E 3 и 5 от китайската национална космическа администрация (CNSA). LRO и ARTEMIS са орбитални мисии с бордови измервателни уреди, докато Chang'E 3 е безпилотна мисия за изследване на Луната от CNSA, включваща роботизиран наземен подвижен апарат (Yutu). LRO разполага с шест отделни инструмента на борда с цел създаване на точни карти и получаване на изображения с висока разделителна способност, оценка на потенциални бъдещи места за кацане и лунни ресурси и характеризиране на радиационната среда¹¹. Един от оборудваните инструменти е лазерният алтиметър (LOLA), който има за задача да заснеме глобалната топография с висока разделителна способност, да измерва склоновете, грапавостта на повърхността и други геоморфологични параметри на повърхността на Луната, за да помогне на потребителите лесно да оценят данните от лунните мисии. Другият инструмент и данните, получени от него, които са използвани за целите на настоящия дисертационен труд са от Lunar Reconnaissance Orbiter Camera (LROC). LROC се състои от две камери с тясноъгълна (NAC) и широкоъгълна камера (WAC). Данните за наземни проби (Ground Sampling Data GSD) на NAC могат да достигнат максимум 0,5 м при 5 километра ивица, докато WAC осигурява изображения в скала от 100 м при 60-километрова ивица в седем цвята. В резултат на това от WAC стерео изображенията е произведен почти глобален дигитален теренов модел (DTM) с разделителна способност 100×100 м, като Global Lunar DTM 100 m (GLD100) покрива 98,2% от цялата лунна повърхност¹², със средна точност на надморска височина по-добра от ± 20 m. Особено в „мария“-регионите е още по-добре ± 10 m.

Следователно, основен източник на данни е използван DTM GLD100, произведен чрез изображения от LRO камерата WAC. Всички необходими файлови данни са получени от официалната уебстраница за разпространение на данни получени от LRO. За визуализиране на растерните изображения е използвана Географската Информационна Система (ГИС) QGIS, която представлява софтуер с отворен код (СОК). Векторните форми на кратерите са с $5 < D < 20$ км.

¹¹ G. Chin и съавт., „Lunar reconnaissance orbiter overview: The instrument suite and mission“, Space Science Reviews, 2 F. Scholten и съавт., „GLD100: The near-global lunar 100 m raster DTM from LROC WAC stereo image data“, Journal of Geophysical Research E: Planets, 2012, doi: 10.1029/2011JE003926.007, doi: 10.1007/s11214-007-9153-y.

¹² F. Scholten и съавт., „GLD100: The near-global lunar 100 m raster DTM from LROC WAC stereo image data“, Journal of Geophysical Research E: Planets, 2012, doi: 10.1029/2011JE003926.

Поради обстоятелството, че кратерите на Луната са многобройни, те са обект на постоянен интерес и научни изследвания. Един от основните проблеми, които учените се опитват да подобрят е преброяването и картографирането на кратерите по лунната повърхност и поради това има доста изследвания в научната литература за различни техники и методики за идентифициране на кратери. Тези разработки представляват голям интерес и за настоящия дисертационен труд поради факта, че такива продукти могат да помогнат за по-бързото и качествено изследване на проблема, свързан със свлачищата по кратерните стени. Такъв пример е продуктът, разработен от Повилайтис¹³, който представя инвентар от локациите на относително малки кратери с диаметър между 5 и 20 км. За получаването на този набор от данни авторите използват GLD100WAC и ЦЕМ, получен от лазерния алтиметър на LRO, които дигитализират кратерите на лунната повърхност. Крайният брой генерирани кратери е 22,746. Наборът от данни се разпространява безплатно чрез системата за разпространение на LRO данни на НАСА (wms.lroc.asu.edu) и представлява набор от пространствени векторни слоеве (Фигура 2.16.), които описват кръглата форма на всеки един кратер. В атрибутната таблица се съдържа информация за координатите на кратерните центрове и техният диаметър. От друга страна, липсва информация за възрастта и състоянието на кратерите. В този труд се използва този набор данни за локации на кратери с диаметър между 5 и 20 км, в комбинация с GLD100WAC.

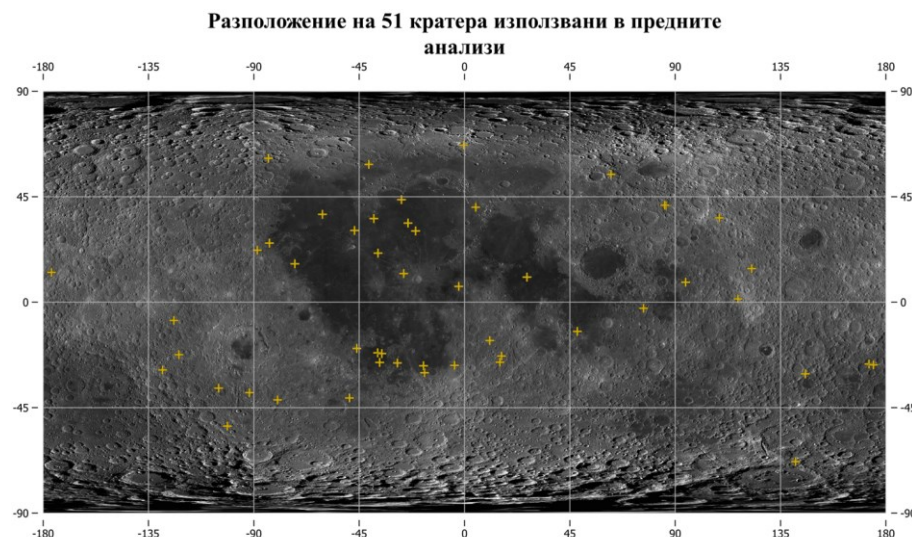


Фигура 2.16. Пример за набора данни за кратери с $5 < D < 20$ км (източник: <https://pds.lroc.asu.edu/>)

В хода на предишната разработка бяха анализирани общо 51 кратера от тип „обикновени“. Диаметърът им варира от 2 км до 50 км. Разположението на кратерите е различно - обхваща разнообразни терени на Луната (планини, мария), виж Фигура 2.20. Някои от кратерите са заимствани от проучването, извършено от Брунети¹⁴, за да бъдат използвани за валидиране на новата предложена методология. И тъй като само обикновени типове кратери са избрани поради тяхната проста структура и форма, за сложните такива е необходимо прилагането на модифициран подход.

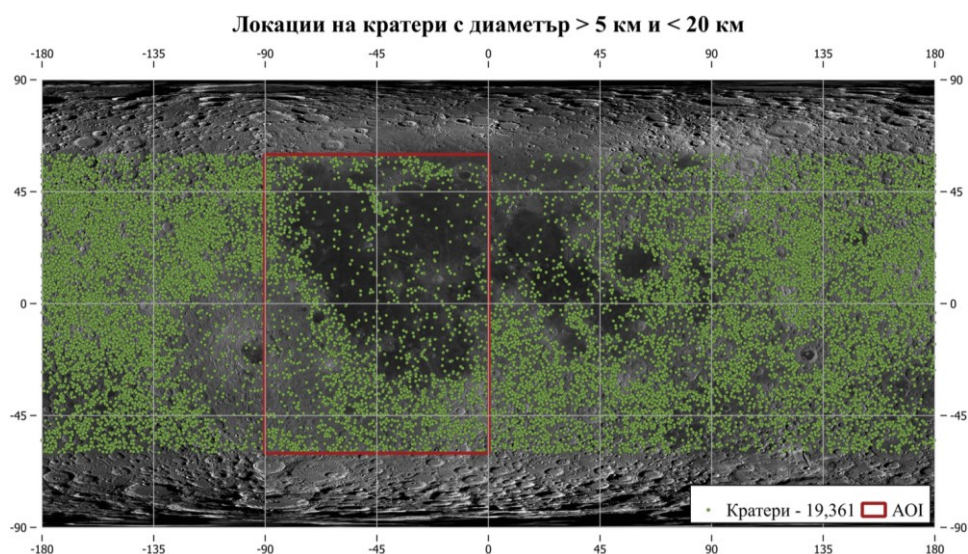
¹³ R. Z. Povilaitis, M. S. Robinson, C. H. van der Bogert, H. Hiesinger, H. M. Meyer, и L. R. Ostrach, „Crater density differences: Exploring regional resurfacing, secondary crater populations, and crater saturation equilibrium on the moon“, Planetary and Space Science, том 162, стр. 41–51, Ное 2018, doi: 10.1016/j.pss.2017.05.006.

¹⁴ M. T. Brunetti, Z. Xiao, G. Komatsu, S. Peruccacci, и F. Guzzetti, „Large rock slides in impact craters on the Moon and Mercury“, Icarus, 2015, doi: 10.1016/j.icarus.2015.07.014.

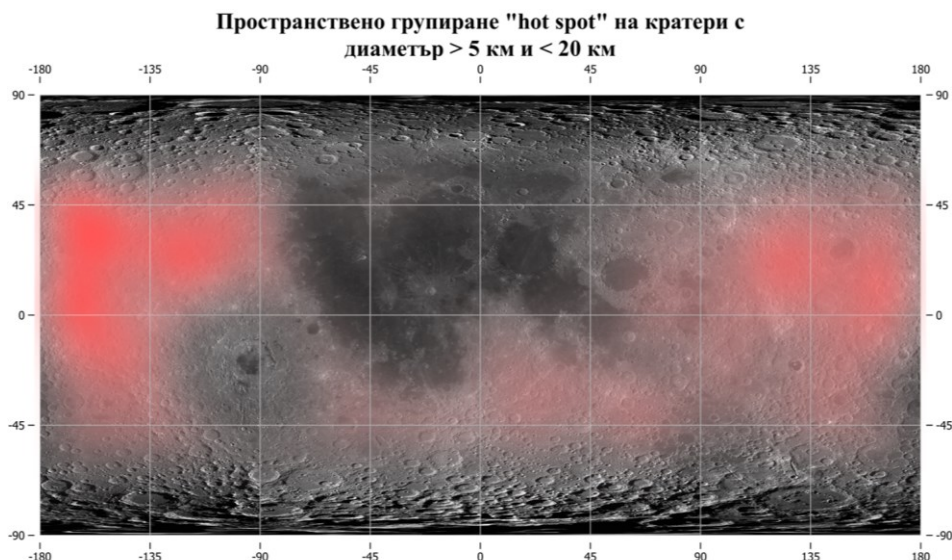


Фигура 2.20 Разположение на 51 кратера използвани в предните анализи

След предварителните анализи се стига до заключението, че тази бройка от 51 кратера не е достатъчна за финалното формулиране на методиката. Допълнителното разглеждане на предишните казуси и анализ на терена посредством WACGLD100 ЦЕМ позволява извода, че е необходимо да се увеличи броят на изследваните случаи, което от своя страна трябва да спомогне за дефинирането на финалните модели. Новоразвият програмен код в Python, дава почти неограничени бройки, единственото което трябва да се има е ЦЕМ и векторните форми на кратерите. По първоначален анализ кратерите с $D < 100$ км са повече от 70,000. Число, което е повече от необходимото за това изследване. Следователно, за да бъде намален броят на кратерите е предприето намаляване на големината на диаметъра. За изследване на обикновени кратери допълнително се ограничава до размери $5 \text{ км} < D < 20 \text{ км}$, с което базата данни се филтрира и резултатът може да се проследи на Фигура 2.23. Интересно е да се обърне внимание, че няма локации на кратери над 60° N и S по географска ширина, това е поради цилиндричната проекция която се използва и деформацията получаваща се с приближаването към полюсите, съответно и данните които могат да се извлекът от ЦЕМ-а ще се изкривени. Финалната бройка е малко повече от 19,000, но все още много голяма. За това бе взето решение да се фокусира това изследване в район с видимо по-малка гъстота като той е определен след обикновен пространствен анализ на гъстота на кратерите според техния диаметър Фигура 2.24.

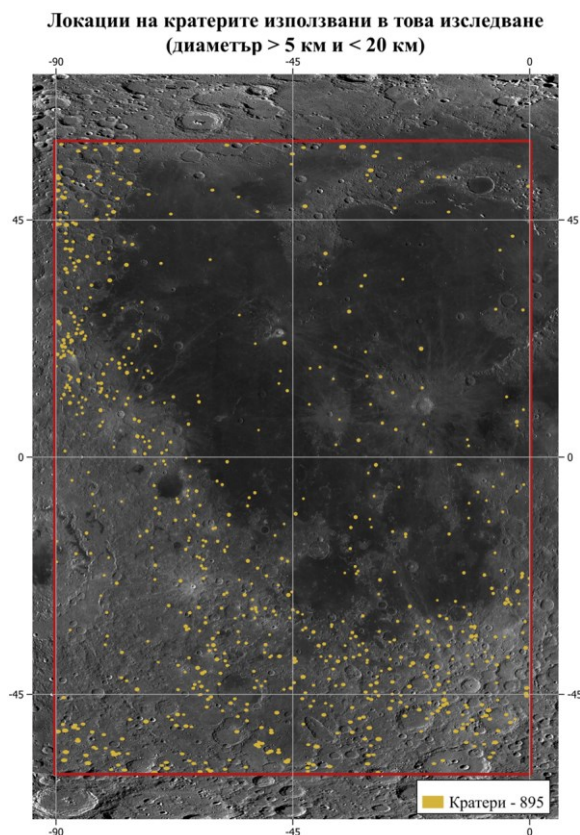


Фигура 2.23 Разположение на кратери с диаметър между 5 и 20 км



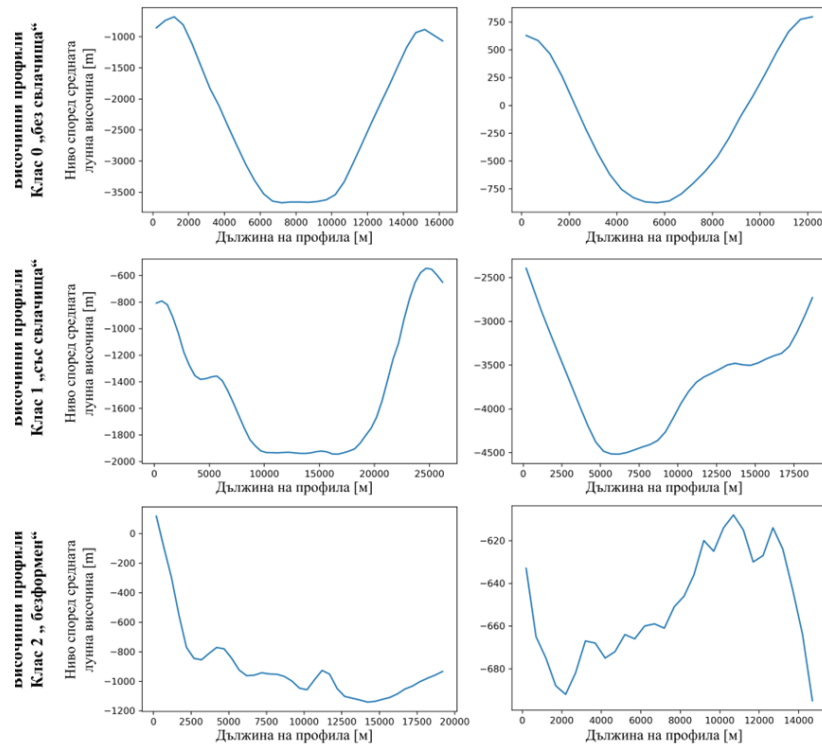
Фигура 2.24 Пространствено групиране

Регионът с относително най-ниска гъстота е определен от 0° до 90° Е източна дължина (червеният регион), дефиниран като район на интерес (АОИ), който се използва за тази разработка, но се въведе допълнително условие. Така кратерите се филтрират с $10 \text{ км} < D < 20 \text{ км}$, което доведе до 895. Това налага тяхното ръчно анализиране и подготвяне (фиг. 2.25.). Използвайки алгоритъма за извличане на ВП всичките 895 кратера са обработени и техните височинни профили са извлечени и запазени във всички възможни формати. Целта на ВП е да се приложи предишно разработеният алгоритъм за класификация на кратерните профили, според това дали имат свлачище и не. След това да се приложат алгоритми за машинно самообучение с цел подобряване на крайния резултат. Поради специфичността си, за тези алгоритми за машинно обучение е изследвано влиянието на балансиран и небалансиран входящи тренировъчни данни върху общоприетите метрики за валидиране на класифициращи алгоритми. Като резултат от това проучване се препоръчва и балансираност на тренировъчните данни за обучение, т.е. представителите от всеки клас да са еднакви по брой, независимо от това, че феноменът на изследване може да изглежда небалансиран характер. За тази цел са извлечени три групи ВП, според типа класификация, която се планира да се извърши: бинарна, профили със свлачище (Клас 1) и такива „без“ (Клас 0) или многокласова (свлачище, без свлачище и деформиран (Клас 2). Целта на Група I (ГІ) е да се направи тест и да се провери каква може да е дистрибуцията на извлечените профили. За прилагането на алгоритъм за класифициране, особено в случая на ръководеното машинно обучение, е необходимо да се подадат данни според класовете, които са заложили като крайна цел. За да има добри крайни резултати, тези входящи данни трябва да са добри представители на класовете. В конкретния случай, може да се приложат най-малко два класа на ВП – „свс свлачище“ и такива „без“ (Фигура 2.26а,б). Но след проучване на ГІ се установи, че може да се включи още един клас височинни профили – „деформиран“ (фиг. 2.26с).



Фигура 2.25 Разширени обекти на изследване - 895 кратера и тяхното местоположение.

След извличането на финалния брой профили за всяка група, е направено ръчно валидиране и класифициране на тези профили, за да бъдат причислени към някой клас. За този процес е използвано приложението PyQt Image Annotation, в което потребителят ръчно определя класа на всеки един казус. В този случай бяха използвани предварително получените изображения на ВП и ръчно е определена тяхната принадлежност към някой от класовете (свлачище, без свлачище или деформиран). Освен ръчното класифициране, тази процедура води и до други положителни резултати: първо, може да се определи какъв е балансът на входящите данни, които се използвани за обучение на алгоритъма (целта е да има един и същ брой представители от всеки клас); второ, подсигурава се, че в алгоритъма няма да бъдат подадени данни кратери, не съответстващи на дадения тип съответния тип (например сложен).



Фиг. 2.26 Примери на трите класа височинни профили

Резултатът от класифицирането на Група I не доведе до задоволителни резултати, защото бройката на ВП, които могат да бъдат представители за клас „свс свлачища“, не може да бъде достатъчна за обучението на стабилен модел. Следователно, обуславя се необходимостта от втора итерация с пълния брой кратери (895) като ъгълът между два профила е смален до 30° (Група II), което доведе до почти пет пъти увеличение в бройката ВП. След извличането се направи вторично ръчно класифициране на изображенията и се стигна до почти 10 пъти увеличение на профилите от клас „свс свлачища“, от друга страна ВП „без свлачища“ са двойно повече. Това е първият признак, че проблемът със свлачища в кратерите е небалансиран проблем, т.е. присъщи са повече профили, незасегнати от свлачищни процеси. За целите на настоящия труд бинарните казуси от Група II са използвани за: разширено приложение на анализ на остатъците на апроксимация от коефициентите на Чебишев за утвърждаване на дискриминационен прагов критерий; входящи тренировъчни данни при дефиниране и тестване на модел за машинно обучение от тип „дървета за вземане на решения“; входящи тренировъчни данни при дефиниране и тестване на изкуствена невронна мрежа за дълбоко обучение; картографиране на кратерите според получените по-горе класификации. След първоначални тестове, се установи че профилните казуси трябва да бъдат допълнително увеличени, за да се повиши прецизността на алгоритмите. Следователно, това наложи да се предприеме смалване на ъгъла между тях до 10° (Група III), което от своя страна доведе до повече от 15,000 височинни профили. След ръчно класифициране на ВП се стигна до дефинирането на 2,200 бройки профили за всеки от трите класа (6,600 общо за трите класа). Така многокласовите казуси от Група III са използвани за: входящи тренировъчни данни при усъвършенстване на модел за машинно обучение от тип „дървета за вземане на решения“; входящи тренировъчни данни при усъвършенстване на изкуствена невронна мрежа за дълбоко обучение; картографиране на кратерите според получените класификации.

Представеното изследване на полиномите на Чебишев предполага предварителните обработки на данни първоначално в Matlab среда (<https://www.mathworks.com/>). Систематизирането на стъпките в Matlab е както следва: подават се входящите данни предварително обработени и подготвени според процесуалните изисквания; всеки един елемент се интерполира с помощта на полиномите на Чебишев; пресмятат се

коэффициентите на всеки полином, като се оставят само нечетните; прави се обратна интерполация по метода на най-малките квадрати; пресмятат се остатъчните грешки от стандартна девиация; запазват се изходните резултати в табличен вид на Microsoft Excel с разширение *xlsx*. В обобщение на така изредените стъпки на обработка изводите са, че при едно евентуално разширяване на мащаба на процесуалния обхват, т.е. при използване на в пъти по-голям брой от работни случаи, ефектите не са положителни.

Установената липса на автоматизираната програмна среда за предварителната обработка на входящите данни налага всички необходими стъпки да се извършват ръчно за всеки един казус (в този случай, височинен профил), поединично. За да се редуцира до минимум ръчната обработка на данни, като в случая на входящи данни е необходимо да се представи само минимума от изисквания в суровия формат, получен директно от доставчика на данни, в развитието на нужните програмни кодове, се залага крайните резултати да излизат подготвени за дискусия и заключения. С цел да се преодолее посочения недостатък, както и ограниченията за ползване на MATLAB (платен софтуер от частен характер, поради което за употребата му е необходим лиценз, не е податлив на гъвкавост), софтуерните решения в следващите изследвания са посредством приложимостта на безплатни софтуери с отворен код (СОК). Използването на СОК има няколко предимства - гъвкавостта на приложимост, възможност за надграждане според потребностите, от гледна точка на интелектуалната собственост в повечето случаи е достатъчно само да се упомене основният разработчик, като използването на СОК за комерсиални цели зависи от наложения лиценз, постоянно развиваща се и възпроизвеждаща се среда. И тъй като Отворената наука е от основните приоритети на ЕК¹⁵, а отворените софтуери я поддържат из основи като позволяват достъп на общността до нови открития и изследвания, което от своя страна води до потенциално надграждане и прогрес. Поради тази причина Matlab е сменен с програмния език Python (<https://www.python.org/>), който е широкоразпространен и има приложение във всички сфери, основно поради изобилието на отворени допълнителни пакети. Тези допълнителните пакети също са разработени на принципа на СОК и надграждат и допълват основните функционалности на езика в зависимост от нуждата и приложението. В този смисъл, езикът е много добре развит и подходящ за геопространствени анализи, обработка на сателитни изображения и прилагане на алгоритми с Изкуствен Интелект (ИИ).

За целите на дисертационния труд е разработен код, за който е необходимо да се подадат като входящи данни Цифров Елевационен Модел и кръговата форма на кратера във векторен геопространствен формат. Като изходни данни са извлечените височинни профили (ВП) на кратера в различни посоки. Не е задължително да се подават данни поединично за всеки кратер, т.е. ако потребителят има цял ЦЕМ за района, който се изследва и векторни данни с локацията и кръговата форма на кратерите, разработеният алгоритъм автоматично може да извади всички ВП според зададените параметри. Единственото изискване е двата слоя данни да бъдат пространствено-реферирани в една и съща координатна система. Освен двата броя входящи данни, са необходими да се въведат още два важни параметъра: през колко градуса да се правят височинните профили – започвайки от 0° (което може да се приеме за псевдо север) на колко градуса да се направи следващия профил. Алгоритъмът прави пълен оборот по диагонала през геометричния център на кратера, следователно няма нужда да се подават стойности по-големи от 179°; през какво разстояние да се прави височинно измерване по дължина на профила. Този параметър основно зависи от пространствената резолюция на използвания ЦЕМ. Ако се зададе разстояние по-голямо от GSD-то означава, че не всички пиксели са „сондирани“. В обратния случай по-малко разстояние, се появява повторение на данните, което няма да се

¹⁵ European Commission, „Open Science“, European Commission - European Commission. https://ec.europa.eu/info/research-and-innovation/strategy/strategy-2020-2024/our-digital-future/open-science_en (отворен на 06 Март 2022).

отрази на резултати в последствие, но оказва влияние на времето за обработка – повече излишни измервания означава повече време. След като алгоритъмът установи височинните стойности по дължината на всеки профил, резултатите могат да бъдат запазени в три формата: векторен пространствен файл (shp) – всеки профил след това може да бъде вкаран в ГИС и да бъде използван по предназначение; табличен вид (csv) – лек формат, в който са записани всички стойности на по двете оси (дължина и височинно ниво); графичен вид (png) – профилът е запазен като изображение и може да бъде използвано за визуален анализ. В допълнение на предварителната обработка са разработени решения за обучение и прилагане на модели за машинно обучение необходими за прецизното определяне на един височинен профил към някой от трите класа, съответно определянето на присъствие на свлачищно тяло или не.

Полезни могат да бъдат и други софтуери, пакети и услуги, каквито са: QGIS¹⁶ : СОК за Географски Информационна Система, PyQt Image Annotation Tool¹⁷, Scikit-learning¹⁸, Keras¹⁹, Google Colab²⁰, използване на графични карти с висок потенциал.

ИЗВОДИ ОТ ГЛАВА ВТОРА:

1. И на Земята, и на Луната могат да бъдат използвани различни похвати за разпознаване на свлачищни процеси и техните белези. Към момента е невъзможно присъствено изследване на бележите на свлачищните процеси, което обуславя приложимостта на подходите, използвани за сателитни изображения. Така всяко отклонение от кръговата форма на кратера води до белег на свлачищен процес от типа „slumps“.

2. Визуално разпознаване на свлачища е прецизен похват, водещ до висока точност на крайния резултат, в случаите, когато операторът е с достатъчно опит, но и в същото време води до изключително бавен процес, разчитащ единствено на човешка работна сила. Поради тази причина научните търсения са в посока да се предложи изцяло автоматизирана методология, освободена от субективни интерпретации и чието приложение да позволи разпознаването на огромен брой кратери както на Луната, така и на други планети от тип земен.

3. Приложим метод за разпознаване на кратери върху лунното пространство са полиномите на Чебишев, които са поредица от ортогонални полиноми. Всеки един от тях е с уникална и некорелирана форма по отношение на другите членове. Полиномите предлагат изключително ниска стойност на грешка, поради което са приложими за апроксимирането на напречни профили на кратери. По този начин също е възможно класифицирането на кратерите според техните морфологични особености и дали притежават терасовидни стени, централен връх или падина и т.н. В същото време, може да се отдели компонентата на асиметрия, която може да се появи при апроксимирането на напречен профил.

4. Асиметрията е важен елемент и основна хипотеза на това изследване. При кратери от тип „обикновен“ в първична, ненарушена форма, кратерният профил на кухината трябва да е симетричен спрямо вертикалната ос. Съответно, използвайки полиномите на Чебишев, апроксимирането на напречен профил и отделянето на асиметричната компонента може да се определи дали съответният профил е деформиран под въздействие на свлачищни процеси.

5. За разширено приложение и тестване на приложимостта на методологията посредством апроксимиране с полиномите на Чебишев, са избрани общо 895 кратера с вариращ диаметър. На тази основа е дефинирана приложимостта на адаптивния и фиксирания прагов критерий от предишно приложение на полиномите на Чебишев. За тази

¹⁶ QGIS. 2022. <https://qgis.org/en/site/>

¹⁷ PyQt Image Annotation Tool. 2021. <https://github.com/robertbrada/PyQt-image-annotation-tool>

¹⁸ Scikit-learn. 2021. <https://scikit-learn.org/stable/>

¹⁹ Keras. 2020. <https://keras.io/>

²⁰ Google Colab. 2020. <https://research.google.com/colaboratory/>

цел са извлечени четири напречни сечение за един кратер в различни посоки спрямо центъра на кратера и чрез елевационен модел WACGLD100 с пространствена резолюция от 100 м, достатъчна за идентифицирането на свлачищни процеси от този мащаб е реализирано апроксимирането.

6. Научно обоснована е Група III профили, използвани за бинарно и многокласово обучение на алгоритми от тип машинно обучение при запазване на принципа за симетричност в един профил. Група III е съставена от 895 кратера и за тях бяха извлечени височинни профили през 10° , т.е., 17 броя за кратер или общо 15 215 височинни профила.

7. Апроксимирането на профил чрез полиномите на Чибишев е само на база използваните асиметрични компоненти на полиномите. Това обуславя необходимостта от стандартизиране на нечетните коефициенти. По този начин става възможно наблюдаването на стойности, намиращи се в крайности в двата диапазона. Най-големите стойности се получават поради силен асиметричен ефект, докато ниски стойности се запазват поради наличието на симетрия.

8. Определянето на праговите критерии за дискриминирането на профили позволява да се покаже по еднозначен път изхода от едно изследване за коефициент, вариращ в по-средни стойности с помощта на използван подходящ статистически инструментариум. Тестването на прагов критерий е на основата на анализ на остатъците на апроксимация от коефициентите на Чибишев, чрез адаптивен и фиксиран критерий.

9. За целите на научните изследвания и решимостта на научноизследователските задачи са използвани само софтуери с отворен код (СОК), поради установените техни предимства. Приложимостта на тези софтуери е продиктувана от отворената наука, като приоритет на ЕК, поддържана от отворените софтуери.

10. Приложен е разработеният код в Python среда чрез подаване на входящи данни Цифров Елевационен Модел (използван е WACGLD100) и кръговата форма на кратера във векторен геопропространствен формат. Основно изискване е пространственото рефериране на двата слоя данни в една и съща координатна система.

11. Предложените софтуерни решения позволяват различни видове модели за машинно обучение и определянето на принадлежността на един височинен профил към някой от трите класа – без свлачище, със свлачище или деформиран.

ГЛАВА ТРЕТА. МОДЕЛ ЗА РАЗПОЗНАВАНЕ И ОГРАНИЧАВАНЕ НА ВЪЗДЕЙСТВИЕТО НА СПЕЦИФИЧНИ СВЛАЧИЩНИ ПРОЦЕСИ ВЪРХУ КРИТИЧНАТА ИНФРАСТРУКТУРА ЧРЕЗ ИЗПОЛЗВАНЕ НА ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ

С решаването на третата научноизследователска задача се постига крайната целта на дисертационния труд. Изследванията в трета глава са насочени към възможностите за усъвършенстване на методологията за изследване на свлачищните процеси на лунната повърхност и ограничаване на техните въздействия върху критичната инфраструктура на Луната чрез приложимостта на алгоритмите на изкуствения интелект (фиг. 3.1.)

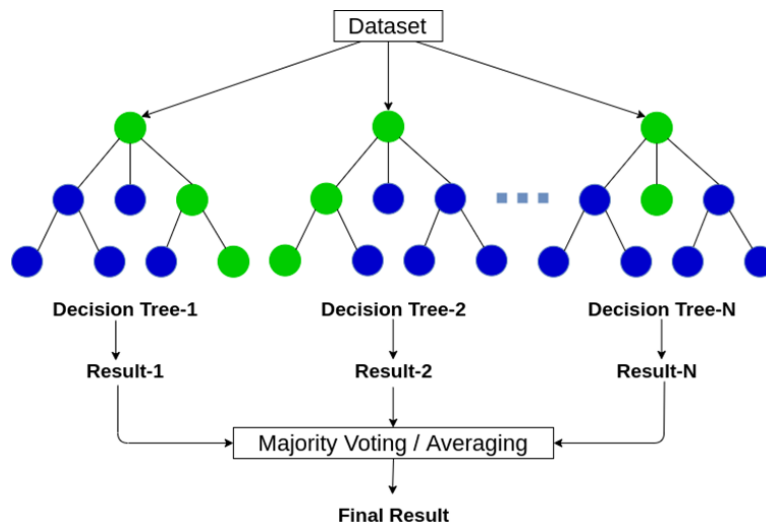


Фигура 3.1. Изкуствен интелект и неговите подсектори

Изкуствен интелект е общото наименование на всички алгоритми, които могат да вземат решения на базата анализ от данни²¹. Алгоритмите за изкуствен интелект са широко приложими и водят до много задоволителни резултати, когато се прилагат при разрешаването на проблеми с голям набор от входящи данни, когато няма предварително установен модел за вземане на решения, или когато точно такъв модел е прекалено сложен за традиционните методики. Машинното обучение се прилага в две разновидности – ръководено и не ръководено обучение. Алгоритмите могат да бъдат за класифициране, регресия и други. За целите на дисертационния труд са използвани алгоритми за ръководно обучение за класификация. При него са необходими набор от данни, които са предварително разпределени в класовете, за които се прави моделът. Предложеният от нас модел е при бинарна и при многокласова класификация. При бинарната класификация класовете са два (K0 и K1) – височинни профили без свлачище и такива със свлачище, а при многокласовата са - K0, K1 и K2, където са добавени деформиранияте ВП. Тези обучени данни се вкарват и моделът се обучава според тях, след което се прилага „наученото“ върху други неизползвани до сега казуси. При обучаването на тези алгоритми има опасност от „наизустяване“, т.е. моделът научава много добре характеристиките на данните и тяхната принадлежност към съответния клас, но не успява да приложи наученото, когато трябва да направи класификация на данни, които не са използвани до този момент. При не ръководените алгоритми се подават входящите данни без предварително да са определени техните класове. Алгоритъмът сам определя класовете и принадлежността на данните към тях.

Съобразно посочените характеристики, са предложени три модела – един, базиран на подхода „дърво на вземане на решения“ и два, базирани на алгоритмите на изкуствени невронни мрежи .

Моделът „Случайна гора“ (Random Forest)²² (фиг.3.2.) е построен на основата на принципа на гора от дървета за вземане на решения и е с доказана в много различни направления употреба поради факта, че алгоритъмът е устойчив на „наизустяване“ и съответно този феномен е рядкост. Намира широко приложение в картографирането на свлачища²³.



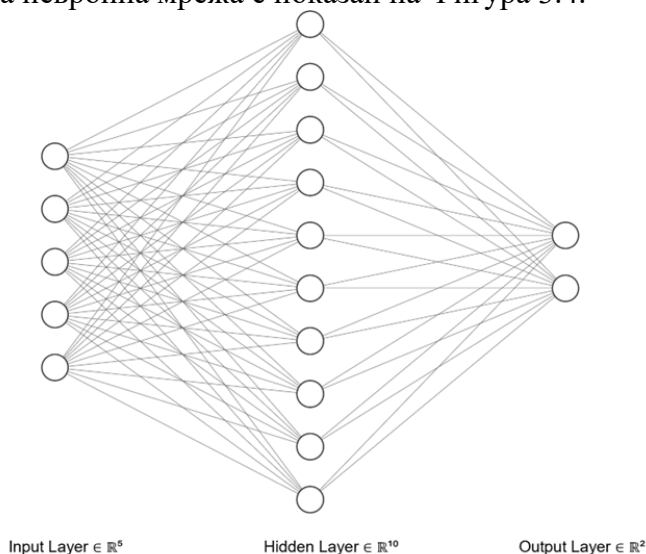
Фигура 3.2. Схема на гора от дървета за вземане на решения (източник: analyticsvidhya.com)

²¹ A. Géron, Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. O'Reilly Media, Inc., 2019.

²² I. . A. Crawford, „Lunar resources: A review“, Progress in Physical Geography: Earth and Environment, том 39, бр. 2, стр. 137–167, Апр 2015, doi: 10.1177/0309133314567585.

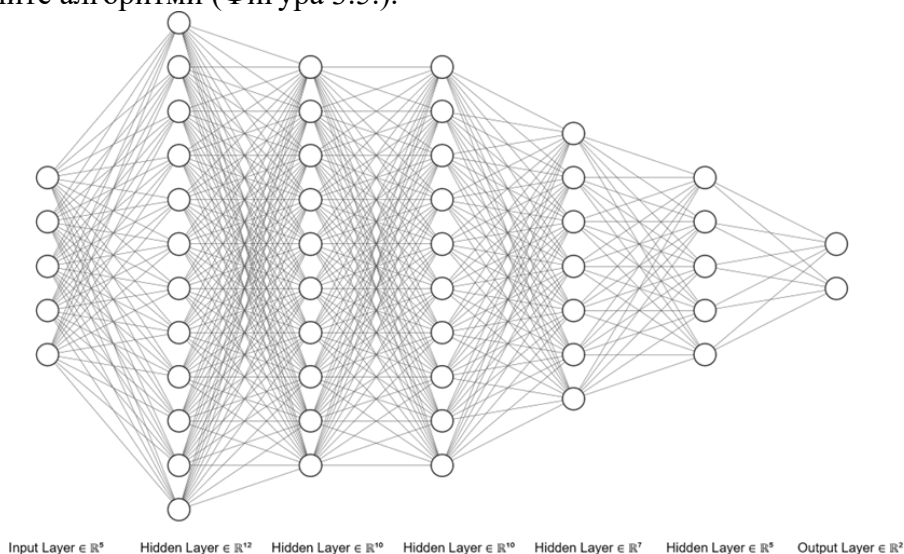
²³ M. A. Brovelli, Y. Sun, и V. Yordanov, „Monitoring forest change in the amazon using multi-temporal remote sensing data and machine learning classi

Архитектурата на моделите, базирани на алгоритмите на изкуствени невронни мрежи е зависи от проблема, който следва да се реши. Движението на изчислението може да бъде различно – напредничаво, връщайки се назад и други. Тези модели представляват мрежа от неврони (връзки), които по своето естество са прости изчисления свързани в мрежа. За всеки неврон се изчисляват теглата на уравненията. Невроните са разпределени в „скрити“ слоеве, които също са свързани един с друг. За целите на дисертационния труд е използвана конструкцията на мрежи с изчисления напред и на тази основа е предложен модел Многослойни перцептрон мрежи (Multi-layer Perceptron Networks) и модел Дълбоко обучение (Deep Learning). Първият представлява опростени мрежи с не много слоеве и неврони. Обикновено се състоят от един входящ слой, скрити слоеве и един краен прагов слой. Опростен пример на невронна мрежа е показан на Фигура 3.4.



Фигура 3.4. Невронна мрежа с един входящ слой, един скрит с 10 неврона и изходящ слой с два неврона

По принцип структурата на невронните мрежи е много по-сложна – имат повече слоеве с неврони, като на тази основа е построен вторият модел, базиран на изкуствени невронни мрежи.. Този модел обикновено се счита за дълбока мрежа, когато са налични повече от два скрити слоя и от тук се нарича Дълбоко обучение (Deep Learning). При повечето неврона се получават повече параметри за модела и в същото време се пресмятат в пъти повече параметри на невроните. Това е с цел получаването на по-висока прецизност на приложените алгоритми (Фигура 3.5.).



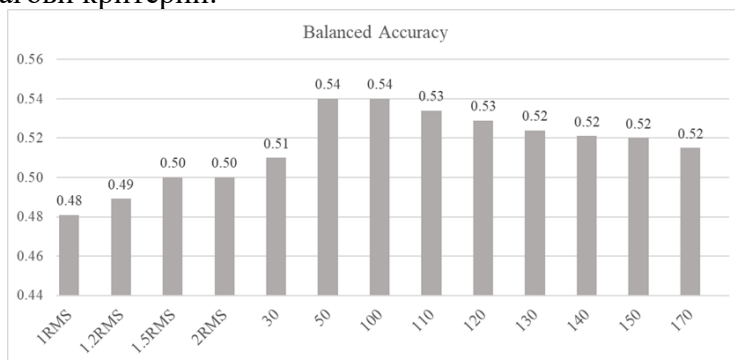
Фигура 3.5. Дълбока невронна мрежа с пет скрити слоя

Построяването на моделите е едната страна. Другата е тяхното валидиране, ефектите от които са в зависимост от избраните метрики в зависимост от изследвания проблем. Неправилно избраните метрики могат да доведат до фалшива сигурност породена от високи стойности, които реално са грешни. Това е много важна стъпка особено, когато се разглеждат проблеми, в които феноменът изразява небалансиран характер, т.е. единият клас е наличен в пъти повече от другия. Такъв случай е с терени, засегнати от свлачища на Земята, това са феномени, които от пространствена гледна точка са рядкост в сравнение с терените, които не са засегнати от свлачища. Поради тази причина е направен подробен анализ за потенциалните и подходящи метрики, които могат да бъдат използвани при анализиране на свлачища²⁴. В този труд се прилага основно балансирана прецизност (balanced accuracy), защото не се влияе от небалансираният ефект на входящите данни. Съобразно посоченото е направен преглед на резултатите от анализ на остатъците на апроксимация от коефициентите на Чебишев на база приложение на 51 кратера - 31 вече са класифицирани със свлачища²⁵ и 20 допълнителни екземпляра с цел разширяване на класа кратери без свлачище. Общата сума на извлечените профили на напречното сечение в четирите посоки е 204. Чрез визуалното разпознаване напречните профили са класифицирани като „със свлачище“ и „без свлачище“, съответно 65 и 139. По този начин предложените прагови критерии са подложени на тест не само за откриване на асиметрия в профилите на напречното сечение, но също и за определяне на профили, които не пораждат свлачища. Предложени са и два прагови критерия - адаптивен критерий и абсолютен. И двата са предназначени да анализират получените остатъци, по-специално тяхното стандартно отклонение. За тази цел по-добрият инструмент за анализиране на стандартните отклонения е средният квадратен корен (RMS) на него. Отново е въведен коефициент „k“, където $k = 0,8 \div 1,35$. Критерият $kRMS$ е логичен избор, тъй като той варира между отделните случаи и в това проучване той е независим за всеки анализ на кратер на удара. Докато прагът на абсолютната стойност на стандартното отклонение на остатъците поставя същите условия за всички изследвани случаи. Независимо от това стойности от 100 до 170 метра на всеки 10 м са избрани да бъдат тествани като критерий на абсолютната стойност на стандартните отклонения. По време на анализа нечетните свойства се отбелязват в използваните прагови критерии, което води до това и двете да имат противоположни ефекти. В първия случай могат да се получат ниски стойности на праговете, което води до неточни измервания. На тази основа профили „без свлачище“ са класифицирани като такива „със свлачища“. Друг възможен ефект е получаването на твърде високи стойности, което може да увеличи риска от пропускане на профили „със свлачища“ и да ги тълкува погрешно като „без свлачище“. Независимо от това е препоръчителна проверка на резултатите. Резултатите от това изследване са обобщени в табличен вид, където профилите се разделят на такива със свлачища (общо 65 секции) и без свлачища (139). По-нататъшно разделяне е направено при въвеждането на случаи с „истинско“ откриване на характеристиките на масовото движение и „невярно“ - стойността на прага е твърде висока и не се открива свлачище. От друга страна класифицираната секция „без свлачище“ като „вярно“ означава, че стандартното отклонение на профила не е достигнало или надхвърлило праговата стойност, което е правилна класификация. В някои от случаите адаптивните или абсолютните стойности са ниски и може да се появи разпознаване на свлачище, докато в действителност това не е налице. Чрез графичната визуализация на резултатите са видни противоположните ефекти на прилаганите прагови методи. С увеличаването на праговите стойности процентът на профилите „със свлачища“, които са правилно установени, намалява (оранжева линия), а този с неправилно откриване се увеличава (сива линия). Независимо от това, най-добрият резултат при идентифицирането на свлачища с

²⁴ V. Yordanov и M. A. Brovelli, „Comparing model performance metrics for landslide susceptibility mapping“, 2020, том 43, бр. B3, стр. 1277–1284. doi: 10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-1277-2020.

²⁵ H. J. Melosh и H. J. Melosh, „Impact cratering“, в Planetary Surface Processes, 2012. doi: 10.1017/cbo9780511977848.007.

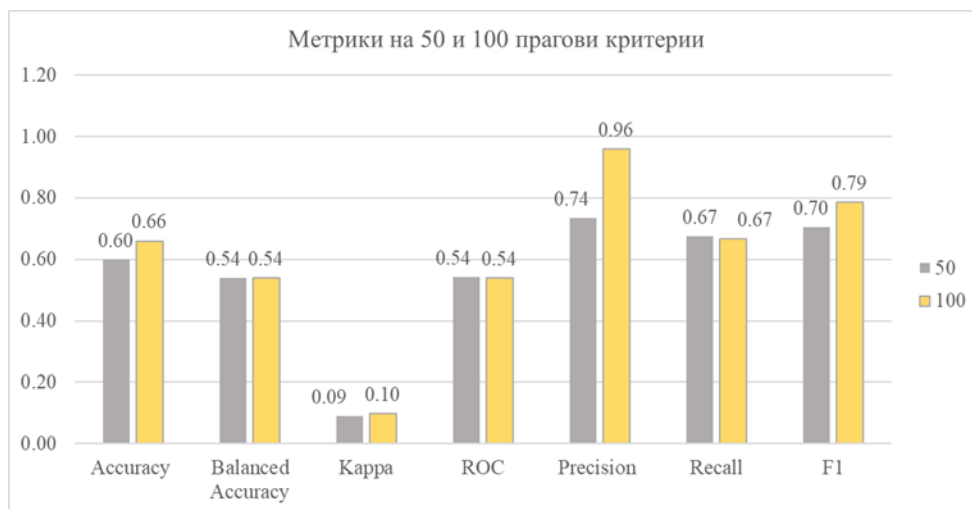
При визуализацията на разширеното приложение на анализа на остатъците на апроксимация чрез коефициентите на Чебишев е изследвана приложимостта на адаптивен и фиксиран прагов критерий – приложение на Група II разширени казуси. Това е необходимо и поради факта, че не е възможно да се определи един стабилен прагов дискриминационен критерий, който да може да отреди ВП към някой от възможните класове (K0 или K1), с висока степен на прецизност. Поради това предварителните анализи се задълбочават с допълнителен брой казуси, позовавайки се на хипотеза, че приложението на повече случаи води до дефинитивен избор на прагов критерий, независимо дали е от типа адаптивен или фиксиран. Поради тази причина са използвани бинарните казуси от Група II. Тази група представлява ВП извлечени от 895 кратера, като ъгъла между тях е 45° , следователно общият брой на ВП е 3,580, разпределени съответно в K0 3,791 и в K1 1,579 височинни профили, които предварително са определени ръчно към съответния клас. За потенциални прагови критерии са използвани следните стойности, съответно от тип: Адаптивен – $kRMS$, където $k = 1, 1.2, 1.5$ и 2 . и Фиксиран – k , където $k=30, 50, 100, 110, 120, 130, 140, 150$ и 170 . Представените обобщени метрики показват, че на база предложените дискриминационни прагови критерии не може да се определи един праг, който да разделя двата класа с висока прецизност, която се оказва, че в този случай не е най-добрата характеристика поради големия дисбаланс между класовете класифицирани данни. Следователно, целесъобразно е използването като метрика балансираната прецизност. На Фигура 3.8. са показани стойностите на балансираната прецизност за всеки един от потенциалните прагови критерии.



Прави впечатление, че при използването на адаптивен критерий крайната балансирана прецизност е на прага от 0.5 и под тази стойност, т.е. може да се приеме, че при прилагането на този праг възможността за правилно класифициране на ВП е на случаен принцип. Показва и възможността да бъде вярна една класификация, а именно когато е 50%. Тези показатели не могат да бъдат приети за успешни и приложими и в бъдеще. Интересно е, че тези наблюдения съвпадат с резултатите, получени при първоначалното приложение на тази методика (на 51 кратера). От друга страна, при използването на фиксирани стойности за критерий се получава по-висока балансирана прецизност < 0.5 , което показва, че всеки един от тези приложени прагови критерии се справя по-добре с дискриминацията

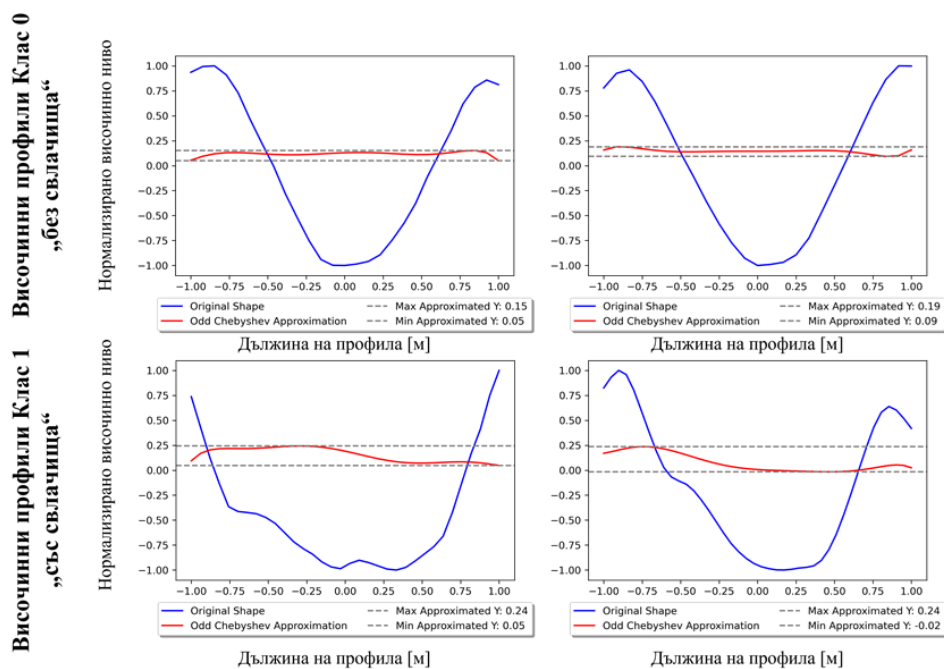
анализ в сравнение с адаптивните. Като най-добри резултати се забелязват при стойност 50 и 100, с плавно снижаване на прецизността при увеличаване на праговата стойност.

За да се определи коя от двете стойности се справя по-добре с поставената задача, е необходимо да се разгледат и другите метрики (Фигура 3.9). В този случай Карра и F1 при прагов критерий 100 са по-високи от тези на 50, както и тези на Precision. Следователно, изборът на фиксиран прагов критерий 100 води до най-добри резултати от тези, изложени до сега, което потвърждава заключенията от предишното прилагане на тази методика с 51 кратера.



Фигура 3.9. Сравнение на дискриминационните метрики

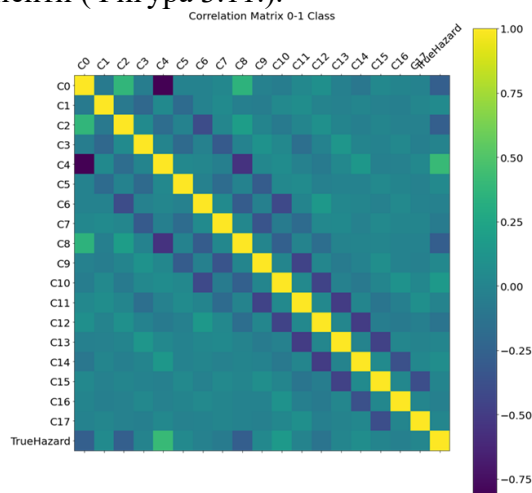
Получените резултати, сами по себе си са интересни и заслужават кратък на анализ на апроксимацията, за да определим защо тези прагови критерии не мога да постигнат висока точност при разграничаване на двата класа. На Фигура 3.10. са представени извадки от апроксимацията ВП с нечетни коефициенти на Чебишев, с отбелязани минимални и максимални стойности на апроксимацията.



Фигура 3.10. Апроксимация чрез нечетните коефициенти на Чебишев, с отбелязани минимални и максимални стойности на апроксимацията

В случая е представена представителна извадка от апроксимациите и показва феномен, който може да обясни защо е трудно да се направи прецизна. За разлика от теоретичните модели на ВП и тяхното апроксимиране, в реалност кратерите не винаги са

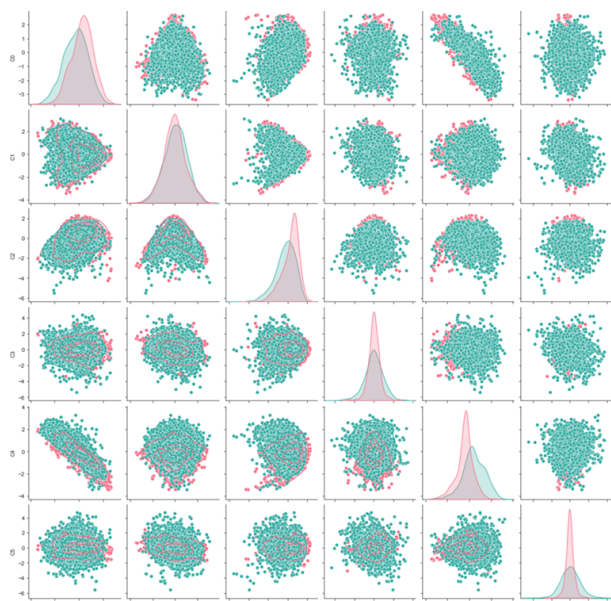
перфектно симетрични, когато се говори за непроменени начални ВП, а напротив, винаги се намират незначителни елементи, които нарушават перфектната симетрия. Следователно, една апроксимация с нечетните коефициенти, освен при теоретични форми на кратери с перфектна симетрия, много рядко показва стойностите и техните остатъци от стандартната девиация са равни на нула. За това дори и при нарушена симетрия поради свив на склона, може да се достигне до случая, когато стойностите при двата класа (K0 и K1) са много близки. Това от своя страна, затруднява дефинирането на прагов критерий, което обуславя необходимостта да се прибегне към комплексни, може би нелинейни алгоритми за класификация. В същото време е важно да се направи проучвателен анализ на коефициентите на Чебишев, за да се направят добри хипотези, на които да е базиран изборът на класифициращ алгоритъм. Фактът, че резултатите и заключенията от двете приложения на предложената методика съвпадат, е добър показател, от една страна, за валидиране на методиката, а от друга - за последователността на получените резултати. В същото време, тези резултати показват, че така предложените прагови критерии не могат да класифицират подадените данни с висока прецизност. С разглеждане на получените метрики се установява, че успеваемостта в повечето случаи е малко над 50%, в най-добрият случай 54%, което е крайно незадоволителен резултат. Причината е презумпцията на такива методики, че след като са валидирани те се използват за класифициране на набори от данни, за които няма да има валидиращи стойности и всеки потребител използващ този метод трябва да се доверява на крайния резултат. Това е показател, че усилията следва да се насочат и към други методи, които могат да дискриминират подадените коефициенти на Чебишев и да могат с голяма точност да определят принадлежността на ВП към някой от класовете (K0 или K1). За това и в следващите части на тази глава са обсъдени резултатите от прилагането на методи, свързани с алгоритми за Изкуствен Интелект, които имат за цел да постигнат висока класификационна прецизност и да предоставят възможност за доверие в техните крайни резултати. За тази цел е извършен проучвателен анализ на коефициентите на Чебишев, първата стъпка от който дескриптивен анализ на входящите данни. За тази цел са избрани данните от Група III, съдържащи и двата класа K0 и K1. Техният избор е аргументиран поради количеството казуси, които съдържа набора. За по-изчерпателен анализ са включени всички изчислени коефициенти на полиномите на Чебишев. Освен статистически анализ на коефициентите, е необходимо да се анализира и корелацията между отделните коефициенти (Фигура 3.11.).



Фигура 3.11. Матрица на корелация на коефициентите

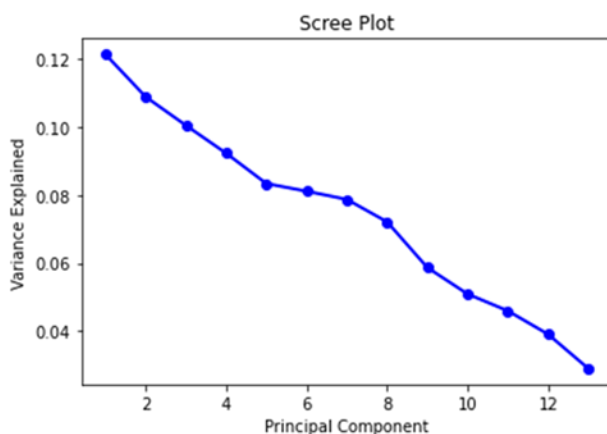
Изводите, които следват от представената матрица са: Коефициентите с по-нисък ранг (до C08) имат най-голямо влияние върху класа ВП (представен с обобщеното име TrueHazard); Най-голяма корелация между коефициентите има вътрешно в двете групи (четни и нечетни), но това е очаквано, тъй като е една основните характеристики на полиномите на Чебишев; Най-голяма положителна корелация във връзка K0 или K1 има C4; Най-голяма отрицателна корелация има между C0 и C4. Сравнимостта на дистрибуцията на

всички коефициенти помежду им е визуализирана с фигура по двойки (Фигура 3.12.), но тъй като е много голяма за всички коефициенти, са представени само за първите шест коефициента.



Фигура 3.12. Дистрибуции по двойки на коефициентите на Чебишев спрямо профилните класове K0 и K1

Прави впечатление, че стойностите на коефициентите се препокриват независимо от класа ВП. За да се изясни по-задълбочено ситуацията с входящите данни и за да може да се избере подходящ класифициращ алгоритъм, са анализирани и главните компоненти, с чийто резултат да се отделят само най-важните и влияещи коефициенти (Фигура 3.14.). В този анализ е включен и K3.



Фигура 3.14. Важност на компонентите според дисперсията на техните стойности.

Предвид на това, че в резултат на приложения анализ на главните компоненти и сортирането им по важност, не се стигна до ясно изразени главни компоненти, които да разграничат основните коефициенти на Чебишев. Затова в следващите приложения се използват само нечетните или всички коефициенти за визуализиране на моделите, базирани на алгоритмите на изкуствения интелект.

За визуализирането на резултатите от алгоритъм Random Forest са направени множество итерации за дефиниране на оптималните параметри, които да доведат до най-добри резултати. В следващите части са представени само най-успешните. Както и при другите приложения, с алгоритмите са обучени два модела според типа класификация - бинарна (само за K0 и K1) или многокласова (K1, K2 и K3). Като набор от данни са използвани тези от Група II и III, но тъй като използването на данните от Група II не позволяват да получим задоволителни резултати, са изключени и поради тази причина не

са обсъждани резултати за тях, а само тези за Група III. За дефиниране на модел Random Forest след оптимизационни итерации се стигна до следните параметри: Брой на естиматорите („дърветата в гората“) - 10,000; Максимална дълбочина на дърветата – 1,000; Минимален брой на разделяне – 10; Критерий – ентропия; Оценка Out-of-the-Bag – Да. Съотношението за разделяне на входящия набор от данни на обучителен и тестови е 70:30. В съответствие с това са докладвани матриците на грешки с обучителния и тестовия набор на база бинарната класификация, са показани в таблици 3.4. и 3.5.

Таблица 3.4.
Матрица на грешките – обучителна

Матрица на грешките	K0	K1	Accuracy	Balanced Accuracy	Precision	Recall	F1
K0	1762	14	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
K1	15	1760					

Таблица 3.5.
Матрица на грешките – тестова

Матрица на грешките	K0	K1	Accuracy	Balanced Accuracy	Precision	Recall	F1
K0	394	49	87.00	0.87	0.89	0.85	0.87
K1	69	375					

Анализът на така получените резултати дават основание за твърдението, че моделът е обучен много добре и умее да разпознава и класифицира ВП в правилните класове. От друга страна с приложението на тестовия набор от данни, резултатите леко се влошават, което по принцип е нормално, но разликата между двата резултата изглежда малко по-голяма, която подсказва за леко „наизустяване“ на обучителните данни и затрудняване при класифицирането на невиджани до сега свлачищни процеси.

При тестването на база многокласова класификация, матриците на грешките са показани в таблици 3.6 и 3.7.

Таблица 3.6.
Матрица на грешките – обучителна

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	1732	22	22	0.94	0.98	0.96	0.96
K1	66	1679	31	0.97	0.95	0.96	
K2	46	35	1694	0.97	0.95	0.96	

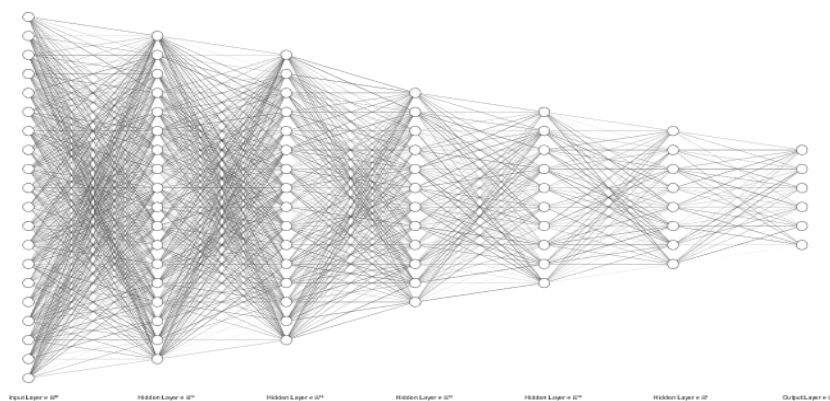
Таблица 1.
Матрица на грешките – тестова

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	356	62	25	0.80	0.80	0.80	0.72
K1	75	272	97	0.63	0.61	0.61	
K2	16	97	331	0.73	0.75	0.74	

Подобно на бинарната класификация, многокласовата също показва много добри резултати с разпознаването на класовете по време на обучителния период, дори и с незначителни грешки. Но се появяват проблеми в процеса на валидация, когато трябва да се предвиди принадлежащия клас на някой нов ВП. За да се преодолеят посочените пропуски на двата варианта класификации, са приложени алгоритмите за Изкуствени Невронни мрежи.

При използването на алгоритмите на Изкуствени Невронни мрежи също са обучени два модела според типа класификация - бинарна (само за K0 и K1) или многокласова (K1, K2 и K3). Като набор от данни са използвани данните от Група II и III и по подобие на предходния модел използването на данните от Група II не води до задоволителни резултати,

и за това не са включени за тях резултати. Обсъжданите резултати са само за Група III. За дефиниране на модел Multi-layer Perceptron Networks след оптимизационни итерации се достигна до следните параметри: Брой на невронните слоеве – 7; Неврони според слоевете - 2056,1028,512,256,128,64,32; Активираща функция – ReLu; Максимален брой итерации – 1,000; Критерий – ентропия; Скорост на учене – адаптивен. Съотношение за разделяне на входящия набор от данни на обучителен и тестови е 70:30. Визуализацията е показана на фиг. 3.15.



Фигура 3.15. Машабиран модел на избраната невронна мрежа (x 0.1)

Резултатите от тестването на грешките на база бинарна класификация са показани в таблици 3.8. и 3.9.

Таблица 2.8.
Матрица на грешките – обучителна

Матрица на грешките	K0	K1	Accuracy	Balanced Accuracy	Precision	Recall	F1
K0	1549	227	87.00	0.87	0.87	0.87	0.87
K1	239	1537					

Таблица 3.
Матрица на грешките – тестова

Матрица на грешките	K0	K1	Accuracy	Balanced Accuracy	Precision	Recall	F1
K0	365	78	82.00	0.82	0.82	0.82	0.82
K1	82	362					

С получената класификация от MLP е видимо, че моделът е много стабилен в сравнение с Random Forest. Дори и резултатите да са малко по ниско от предходния модел, то MLP успява по-добре да класифицира тестовите данни.

Резултатите от тестването на грешките – обучителна и тестова, на база многокласова класификация, са показани в таблици 3.10 и 3.11.

Многокласова класификация

Таблица 3.10
Матрица на грешките – обучителна

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	1701	63	12	0.94	0.96	0.95	0.92
K1	82	1614	80	0.87	0.91	0.89	
K2	36	181	1558	0.94	0.88	0.91	

Таблица 3.11.
Матрица на грешките – тестова

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	357	75	11	0.79	0.81	0.80	0.70
K1	73	295	76	0.58	0.66	0.62	
K2	23	139	282	0.76	0.64	0.69	

Данните сочат, че моделът за многокласова обработка изразява ясни характеристики на модел, който „наизуствява“ обучителните данни и не може да се справи с нови казуси. В този случай, разликата между прецизността е повече от 20%.

При прилагането на алгоритъм за дълбоко обучение са използвани набор от данни от Група III с всичките три класа (K0, K1 и K2), тъй като тези модели са доказани с тяхната висока успеваемост. Установяването на модел от тип Deep Learning не е така директен като предходните, тъй като те могат да структурират различни типове невронни мрежи и в допълнение определящите параметри са много повече. Тази е причината вниманието да се насочи към модела с най-добра успеваемост. Използваната конструкция съдържа четири скрита „гъсти“ слоя съответно с 256,32,32 и 3 неврона. Преди скритите слоеве има един, чиято цел е нормализиране на входящите данни. След всеки скрит слой има поставена активираща функция ReLu, като последната е softmax.

Резултатите от обучение на модела посредством набора данни за трениране (70% от целия набор) са оказани в Таблица 3.12.

Таблица 3.12.
Матрица на грешките – обучителна

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	1462	39	6	0.94	0.97	0.95	0.95
K1	84	1354	42	0.94	0.91	0.93	
K2	9	41	1425	0.97	0.97	0.97	

Матрицата на грешките от тестовата обработка с останалите 30% от набора данни можем да проследим от таблица 3.13.

Таблица 3.13.
Матрица на грешките – тестова

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	663	44	6	0.91	0.93	0.92	0.90
K1	59	629	52	0.87	0.85	0.86	
K2	10	49	686	0.92	0.92	0.92	

Изводът е, че използването на варианта на алгоритмите дълбоко обучение води до оптималните резултати от дотук приложените. Резултатите от обучението показват, че моделът е „усвоил“ разликите между различните класове във висока степен, но основното е видимо във таблица 3.13. Тя показва, че този вариант на модела освен добре обучен е възможно в много голяма точност да установи класа на подадени данни, които до сега не използвани в модела. Поради много добрите показатели на модела за дълбоко обучение, се

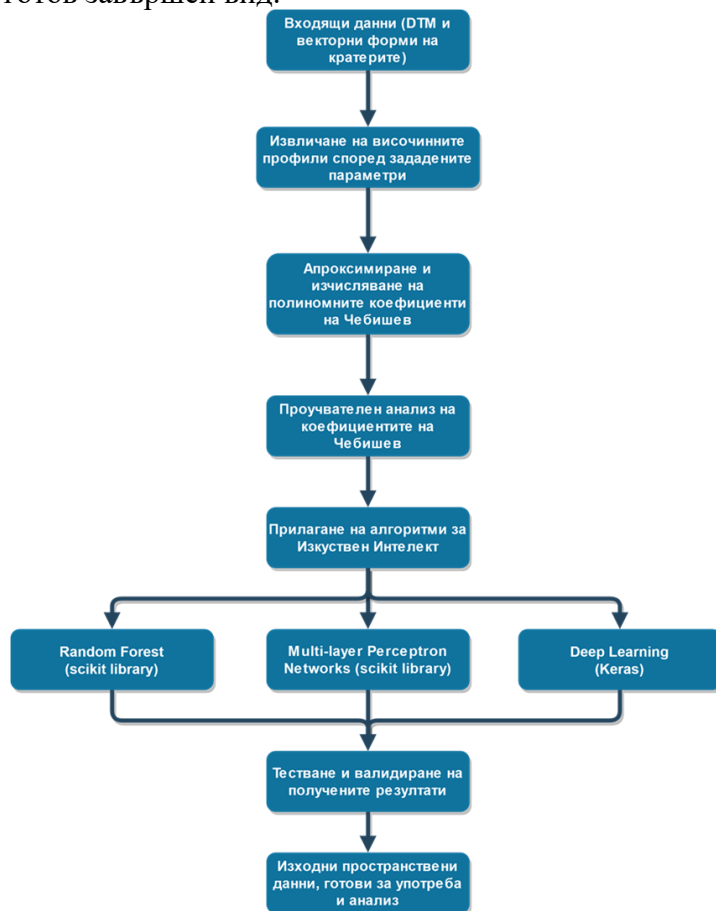
приема същият за финален, който може да бъде използван за „производство“, т.е. да бъде използван за класифицирането на кратери с цел картографиране и попълване на инвентарна карта. За тази, цел е направена финална итерация с цел да класифицира данните от Група III и резултатите да бъдат използвани за съставяне на карта. Финалната матрица на грешките е представени в Таблица

Таблица 3.14.
Матрица на грешките – Група III

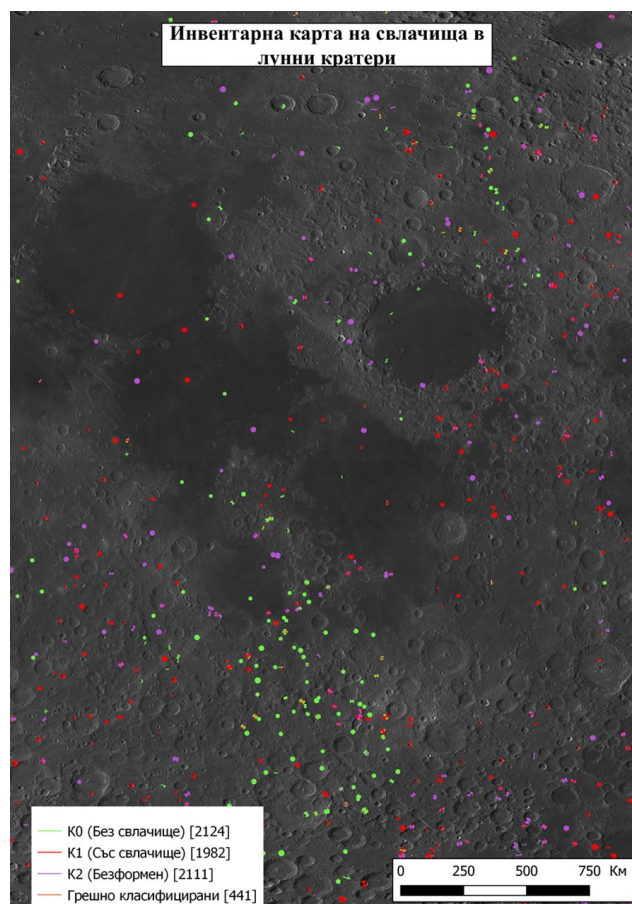
Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	2125	83	12	0.93	0.96	0.94	0.93
K1	143	1983	84	0.92	0.89	0.91	
K2	19	90	2111	0.95	0.95	0.95	

Логично е метричните стойности тук да са осреднени и по-високи от тестовите, защото са включени и данните за обучение. На тази основа следващата стъпка е изходните данни да се свържат с гео-реферираните локации на ВП и да се състави картата, като на тази основа е разработено софтуерното решение.

Финалното софтуерно решение има седем основни стъпки, които са развити като отделни скриптове. Цялата структура на софтуерното решение е изобразено в диаграмен вид във Фигура 3.17. Веки отделен елемент представлява специално разработено софтуерно решение в Python среда, освен тези с упоменати имена на използваните библиотеки. На основата на разработеното софтуерно решение в Python среда видът на създадената от нас инвентарна карта на свлачища в лунните кратери, получени чрез Дълбоко обучение е показан на фиг. 3.18 в готов завършен вид.



Фигура 3.17. Структура на софтуерното решение



Фигура 3.18. Инвентарна карта на свлачища в лунни кратери

ИЗВОДИ ОТ ГЛАВА ТРЕТА

1. Изборът на модели за машинно обучение (ръководени или не ръководени), използвани за класификация или регресия позволяват обработка на огромен набор от данни, разработване на сложни модели с множество параметри и постигането на високопрецизни крайни резултати.

2. Адаптираните три модела за ръководено машинно обучение (Random Forest базиран на принципа на „дървета за вземане на решения“, при който крайният резултат е базиран на решенията на всички моделирани дървета (принципа на мнозинството) и базираните два на изкуствени невронни мрежи - многослойни перцептрон мрежи и дълбоки невронни мрежи), позволяват преодоляването на липсата на висока прецизност за класификация на височинни профили според присъствието или не на свлачищно тяло на предишно предложените адаптивен и фиксиран прагов критерий.

3. За валидиране на класифициращите модели, е предложена методика, базирана на метриците, които позволяват балансирана прецизност (balanced accuracy). Тъй като терени засегнати от свлачищни процеси, от пространствена гледна точка са рядкост в сравнение с терените, които не са засегнати от свлачища. Така предложената балансирана прецизност не се влияе от небалансираният ефект на входящите данни.

4. Създадените модели за машинно обучение се базират на използваните височинни профили от Група III, като за всеки един алгоритъм (Random Forest, многослойни перцептрон мрежи и дълбоки невронни мрежи) бе компилиран по един модел за бинарна (K0 и K1) и многокласова (K0, K1 и K2) класификация.

5. Резултатите при прилагането на модел от тип „дървета за вземане на решения“ показват много високи и задоволителни стойности по метриците за оценяване, но голямата разликата между метричните стойности на тренировъчната и тестовата фаза, показва че моделът има склонности да „наизустява“ тренировъчните данни и при

класифициране на нови данни създава затруднения за прецизност и ефективност на резултатите.

6. Моделите, базирани на прилагането на многослойни перцептрон мрежи и дълбоки невронни мрежи са по-високи стойности на оценителните метрики и с тях се преодолява така нареченото „наизустяване“ на моделите.

7. Създаденият модел чрез дълбока невронна мрежа за многокласова класификация, оценен с 95% точност при обучителния етап и 90% при тестовия етап е най-прецизен от приложените и позволява приложението му за изготвянето на инвентарна карта на свлачища в лунни кратери.

ОБЩИ ИЗВОДИ.

1. Изследваната законодателна и нормативна база на Република България и Европейския Съюз, регламентираща характеристиките, методите и регулациите за определяне на критична инфраструктура на Земята, е използвана като база за изследване на космическото пространство и адаптирането им към други планети.

2. На основата на определянето на факторите за потенциална критична инфраструктура на Земята е изследвана лунната повърхност и са предложени аналогични системни категоризации, съответно са изследвани и потенциални застрашаващи тяхното функциониране свлачищни процеси на Луната, които се различават по задействащи фактори, като с най-голямо значение са метеоритните сблъсъци и лунотресения.

3. Разнообразието и степента на свлачищните процеси, обуславя необходимостта от прилагане на подходяща методика за разпознаване, картографиране и изготвяне на изчерпателен лунен инвентар на свлачищата.

4. За интерполирането на профилите на напречните сечения на лунния кратер са използвани полиномите на Чебишев, които поради техните ортогонални свойства и ниска грешка на апроксимация, позволяват да се получи параметрична характеристика като база за класифициране на различни морфологични форми.

5. Прилагането на полиномното апроксимиране чрез полиномите на Чебишев позволява изчисляването на напречните профили на лунния кратер на база статистически тестове на резултатите, получени по време на изчислението по метода на най-малките квадрати. Наличието на свлачища в лунните кратери е изследвано чрез анализиране на приноса на нечетните коефициенти на изчислените полиноми на Чебишев, които представляват асиметричния компонент на напречния профил. В случай на свлачище в метеоритен кратер, оригиналната форма на кратера е модифицирана чрез добавяне на асиметричен компонент.

6. На основата на тестване върху 51 кратера е приложен метод за разпознаване на свлачища в кратери, като предложените прагови критерии за определяне асиметрична форма водят до висок процент неразпознати симетрични профили. Поради тази причина е направено разширено тестване върху нов набор от кратери (895) за определяне на по-устойчив прагов критерий, който да позволи правилното дефиниране на двата класа височинни профили.

7. Резултатите от разширеното приложение на адаптивен и фиксиран прагов критерий не позволяват за решителното определяне на прагова стойност за непроменени профили, което обуслови необходимостта от създаването на модели за определяне на нелинейни прагови стойности посредством алгоритми от тип „изкуствен интелект“ за машинно обучение.

8. Приложени са три типа алгоритми на машинно обучение – един базиран на принципа на дървета за вземане на решение („Случайна гора“) и два на принципа на изкуствени невронни мрежи (Многослойни перцептрон мрежи МПМ и дълбока невронна мрежа), които показват много високи стойности на класификация след обучителната фаза.

9. Създаденият модел на принципа на дълбоки невронни мрежи, при установени близки разлики в метриките за акуратност между обучителната и тестовата фаза е използван

за изготвяне на свлачищна инвентарна карта в избрания лунен район (-90°E до 0° , 60°N до -60°S).

10. Класифицирането на височинни профили само в два класа („със свлачище“ и „без свлачище“) е допълнено с трети клас „деформирани“ височинни кратери.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ:

Луната е най-близкото космическо тяло, което обстоятелство провокира интереса на учените за многобройни наблюдения и изследвания. Този интерес се засилва и от развитието на сателитните и информационните технологии, позволяващи осигуряването на огромно количество геопространствени данни, необходими за множество научни изследвания от различен характер. Космическите агенции продължават да разработват различни космически мисии за построяване на постоянни лунни бази с цел научни изследвания и добиване на минерали. Паралелно с това лунната повърхност е изложена на висок риск от разрушителни процеси, които обуславят необходимостта от тяхното предварително обстойно проучване с изградени противодействащи и предпазващи системи. Сред тези разрушителните процеси, протичащи на лунната повърхност, се открояват специфичните свлачищни процеси, които се образуват в кухините на метеоритни кратери. Тази е причината настоящият труд да се фокусира върху тези специфични геоложки процеси на лунната повърхност, като създава научна и научно-приложна методология за тяхното засичане, картографиране и инвентаризиране.

Независимо от многобройните планове и анализи за необходима инфраструктура за поддържането на благоприятни условия за постоянно човешко присъствие на лунната повърхност, към момента не е установено ясно дефинирано понятие за критична инфраструктура на Луната. Приоритетно различните проучвания са с различна насоченост за функционирането на такива структура. В подкрепа на запълване на този научен дефицит е настоящият дисертационен труд, с който се представя методология за проучвателен анализ за дефинирането на критична инфраструктура на Земята съобразно съществуващата нормативна рамка, на основата на която са адаптирани основните принципи и характеристики върху разчертаните потенциални инфраструктури на Луната.

Предложената методика за идентифициране на свлачищни тела в метеоритни кратери е достатъчна да се направи пълен инвентар на лунната повърхност, което от своя страна създава възможности за допълни анализи за картографирането на податливостта на лунната повърхност към свлачища. Това е само началната стъпка за определянето на рисковите зони на Луната, което е от изключителна важност при планирането и разполагането на критична инфраструктура за бъдещи човешки бази, тъй като нарушаването целостта или функционалността на само една може да застраши здравето и живота на всеки един човек намиращ се на лунната повърхност. Така предложената адаптация на методиката, би била полезна и от още един аспект – определянето на границите на свлачищното тяло и неговите размери и обем. С нея обаче не може да се определи точно локацията на свлачищното тяло, защото тя само показва, че височинният профил изявява признаци на асиметричност, но без да уточнява от коя страна на ВП е деформацията. Именно това ограничение, може да бъде целта на бъдещо и последващо изследване, като едно от решението на този проблем може да бъде адаптирането на предложените модели (дълбоко обучение) върху пространствено изображение, а не както до сега върху височинен профил.

НАУЧНИ И НАУЧНО ПРИЛОЖНИ РЕЗУЛТАТИ И ПРИНОСИ

Научни:

1. Доразвити са теоретичните положения, свързани с концептуалната рамка и методология за проучване на специфични процеси на лунното пространство и рисковете за критичната инфраструктура на Луната.

2. Обогатена е методологията, базирана на полиномите на Чебишев за изучаване на специфичните свлачищни процеси и ограничаване на тяхното въздействие на критичната инфраструктура на Луната.

3. Генерирано е ново знание чрез създаване на нова методология, базирана на изкуствения интелект за изучаване и анализиране и на специфичните свлачищни процеси на лунната повърхност, като е открит трети клас „деформирани“ височинни профили на свлачищни процеси .

Научно-приложни:

1. Предложен е модел, базиран на алгоритъма на принципа на дървета за вземане на решение („Случайна гора“) за разпознаване и ограничаване на свлачищни процеси на лунната повърхност, с доказана устойчивост на „наизустяване“.

2. Разработен е модел на основата на алгоритъма за Многослойни перцептрон мрежи (МПМ) за разширено изучаване на свлачищни процеси на Луната с доказани високи стойности на обучавани и тестови данни, но някои от тях допускащи характер на „наизустяване“.

3. Създаден е модел, базиран на алгоритми за Изкуствени Невронни Мрежи - Дълбоко обучение (Deep Learning), със защитима успеваемост при разкриване на свлачищни процеси на лунната повърхност, с доказана точност и оптималност за установяване на класа на подадени данни, неизползвани от предходните два модела и на основата на който е изработена инвентарна карта на свлачища в лунните кратери.

ПУБЛИКАЦИИ:

В реферирани списания				
Yordanov, V., Brovelli, M.A.	Comparing model performance metrics for landslide susceptibility mapping	International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives	2020	10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-1277-2020
Scaioni, M., Yordanov, V., Brunetti, M.T., Melis, M.T., Zinzi, A., Kang, Z., Giommi, P.	Recognition of landslides in lunar impact craters	European Journal of Remote Sensing	2018	10.1080/22797254.2017.1401908
Yordanov, V., Scaioni, M., Brunetti, M.T., Melis, M.T., Zinzi, A., Giommi, P.	Mapping landslides in lunar impact craters using Chebyshev polynomials and DEM's	International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives	2016	10.5194/isprsarchives-XLI-B6-17-2016
В нереферирани списания				
Йорданов В.	Обикновени метеоритни кратери: само симетрични височинни профили ли се намират в тях? Анализ на наблюдаваните форми в кратери с диаметри между 10 и 20 км	Сборник доклади от научна конференция „Близкият космос – обща цел“ 10-11 май 2022 година	2022	ISSN 2815-3510 Print, ISSN 2815-3529 CD, стр. 171-180
Йорданов В., Долчинков Н.	Първоначални проучвания за потенциална лунна критична инфраструктура базирани на национални и интернационални наредби	Сборник доклади от научна конференция „Близкият космос – обща цел“ 10-11 май 2022 година	2022	ISSN 2815-3510 Print, ISSN 2815-3529 CD, стр. 160-170

VASIL LEVSKI NATIONAL MILITARY UNIVERSITY



FACULTY OF "LAND FORCES"

"SECURITY LOGISTICS" DEPARTMENT

Vasil Silviev Yordanov

**INVESTIGATION OF SPECIFIC PROCESSES TO LIMIT IMPACTS
ON CRITICAL INFRASTRUCTURE**

EXTENDED ABSTRACT

of a PhD Thesis

Higher Education Area 9. "Security and Defense"

Professional Direction 9.1. "National Security"

**Scientific specialty "Organization and management outside the sphere of material
production (national security)"**

Supervisor:	Associate Professor Doctor Nikolay Todorov Dolchinkov
Scientific consultant:	Professor Doctor of Science Sevdalina Ilieva Dimitrova
Reviewers:	1.
	2.

**Veliko Tarnovo
2022**

The dissertation consists of 167 pages.

Main text – 157 pages

Appendices – 1 on 158 pages

Literary sources - 6 pages

Number of bibliographic sources – 71

Number of figures - 61

Number of tables - 21

Number of applications - 1

Number of publications - 5

The discussion of the dissertation work will take place on 19.09.2022 at 11:00 a.m. in study room No. 3226, second floor, third study building of the "General Military" faculty at "Vasil Levski" National Military University, Veliko Tarnovo district.

Materials are available to those interested at the Institute for Research and Innovation of Vasil Levski National Military University.

VASIL LEVSKI NATIONAL MILITARY UNIVERSITY



FACULTY OF "LAND FORCES"

"SECURITY LOGISTICS" DEPARTMENT

Vasil Silviev Yordanov

**INVESTIGATION OF SPECIFIC PROCESSES TO LIMIT IMPACTS
ON CRITICAL INFRASTRUCTURE**

EXTENDED ABSTRACT

of a PhD Thesis

Higher Education Area 9. "Security and Defense"

Professional Direction 9.1. "National Security"

**Scientific specialty "Organization and management outside the sphere of material
production (national security)"**

Supervisor:	Associate Professor Doctor Nikolay Todorov Dolchinkov
Scientific consultant:	Professor Doctor of Science Sevdalina Ilieva Dimitrova
Reviewers:	1.
	2.

**Veliko Tarnovo
2022**

The dissertation work has been discussed and scheduled for defense on 19.09.2022 at the departmental council in the Department of "Security Logistics" from the Faculty of General Forces of the National Military University "Vasil Levski", in the scientific specialty "Organization and management outside the sphere of material production (national security)" according to protocol No. 22/16.06.2022 and was approved by protocol No. 2/24.06.2022 of the Faculty Council of the Faculty of General Forces and protocol No. 193/05.07.2022 of the Academic Council of Vasil Levski National University.

The author of the dissertation is a doctoral student through independent training in the "Security Logistics" department of the "General Military" faculty of the "Vasil Levski" National Military University.

The PhD student works as a research fellow at the Polytechnic University of Milan.

Author Vasil Silviev Yordanov

Title: "Investigation of Specific Processes to Limit Impacts on Critical Infrastructure."

Circulation: 6 pcs.

Printed on 06/24/2022

Publishing complex of Vasil Levski National University, Veliko Tarnovo

Used abbreviations

ROI	Region of interest
EP	Elevation profile
GIS	Geographic information systems
DV	State Gazette
EC	European Commission
ESA	European Space Agency
ECI	European Critical Infrastructure
EU	European Union
AI	Artificial Intelligence
CI	Critical infrastructure
MPM	Multilayer Perceptron Networks
NASA	National Aeronautics and Space Administration
UN	United Nations
USA	United States of America
SCI	Specific critical infrastructure
FOSS	Free and open source software
DEM	Digital elevation model

I. GENERAL CHARACTERISTICS OF THE DISSERTATION

TIMELINESS OF THE PROBLEM

The Earth's surface changes over time under the influence of various external factors (tectonism, volcanism, erosion or meteorite impacts). These processes affect not only our planet, but all terrestrial planets that are enveloped in a rocky crust. Landslide processes can be considered as one of the most common destructive events. They appear in different forms, under different circumstances, with different destructive intensity. Any movement of ground mass, rock fragments or debris under the action of gravity can be considered a landslide. The movement mechanisms of these processes are dependent on many factors – terrain slope, type of material being moved, volume of material moved, etc. The movements of landslide processes can be of flow, slide, overturn or collapse type. They can range in size from a fallen piece of rock to huge underwater landslides. On Earth, water is at the root of most landslides, either in the form of rain or from intense snowmelt. While on planets with no or little atmosphere (such as the Moon or Mars), the most common causes of landslides are seismic tremors caused by meteorite impacts.

Similar to Earth, the places most prone to landslides are areas of great slope. Such places on the surface of the Moon are mainly the walls of the cavities formed when a meteorite body collided with the planet's surface, or the so-called meteorite craters. Even with weaker gravity and lack of water, which are predisposing factors for landslides on our planet, landslides on the Moon are comparable in mechanism and dynamics to the generally accepted classifications on Earth.

In search of alternative forms and places for life, in parallel with the studies of the Earth, in recent years a number of space agencies - national and private - have shown interest in other planets as well. They are taking a fresh look at space missions to the Moon and Mars with ambitions far greater than landing on their surfaces. Their interest is now focused on the establishment of temporary and permanent bases with a human presence. This is evidenced by the numerous projects, the development of which is aimed at ensuring the sustainable functioning of various sectoral infrastructures to support human-friendly conditions. Preliminary scientific studies and analyzes indicate that there are elements present on the Moon that could be used to support habitats and produce fuel. On-site resource extraction and utilization systems are also planned, i.e. directly on the lunar surface, reducing the need to transport the relevant raw materials from Earth. The most suitable areas for the establishment of human bases are those around (on the ridges) or on the bottom of meteorite craters.

Similar to the criteria and procedures for establishing a critical infrastructure on Earth, a number of experts believe that they can be borrowed and applied to future systems on other planetary bodies. Accordingly, this also leads to the preparation of the necessary measures for the protection of these potentially critical infrastructures, and most often these processes begin with the collection of the data required for analysis, through surveys and the collection of information on site. When this is not possible, the already well-developed remote sensing systems are used, usually through images and data from instruments located on satellites.

From here, the *problematic* on the subject is caused by the contradiction between the theoretical understanding of scientific facts and research and on the other hand - the presence of conflicts and difficulties manifested in the course of the applicable methodology for the study of specific landslide processes in a virtual environment.

The *motivation* for choosing the topic of the dissertation work and the direction of scientific research are oriented to argumentation related to finding new and adapting existing approaches to improve the methodology for researching specific processes to limit the impacts of critical infrastructure and their impact on the system of security. Moreover, the aim is to create a conceptual model for managing these processes. The choice of the topic is determined by the low degree of elaboration of the problem. Complex scientific-methodological and scientific-practical studies and analyzes on the subject are not found.

The relevance of the topic of the dissertation is defined by:

✓ The moon has been and is the object of numerous studies that are beneficial for a better understanding of both our planet and other cosmic bodies, as well as for the establishment of a permanent human presence on another planet;

✓ as the closest space body, the Moon is the most accessible for research and validation of the necessary systems and technologies for human bases. This, in turn, could lead to the use of the Moon as a intermediary station on the way to human settlement of Mars;

✓ the resources needed for energy and minerals on Earth are limited, which also leads to the need to develop technologies to use raw materials directly from other planets. At the moment, the presence of water, iron and other elements necessary for the production of oxygen, nuclear energy (for example, helium-3) has been established. And this, in turn, directly leads to a reduction in costs compared to extracting them from the Earth;

✓ with the development of technologies and missions to explore the Moon by leading space agencies, the use of remote sensing data with sufficient spatial resolution removes distance as a limitation, allowing the scientific community to study in detail the lunar surface, as well as the processes that affect it .

RESEARCH THESIS

The research thesis of the study is dictated by the fact that the critical infrastructure of the Earth is defined by the legislative framework of a country or community, and the approaches to limit the impact of destructive processes on it are adapted to limit the specific processes of another planetary body to maintain sustainability of systems for maintaining a human presence on its surface, according to its potential critical infrastructures.

OBJECTIVE OF THE DISSERTATION

The aim of the dissertation is to research and establish a sustainable approach to limit the impact of specific processes on critical infrastructure and create a model for inventory landslide maps on the Moon that can be easily applied to other planets.

MAIN TASKS

1. Study of the theoretical and normative foundations of critical infrastructure.
2. Analysis of the existing methodology for the study of the specific critical infrastructure and the results of its applicability.
3. Creation of a model based on artificial intelligence to recognize and limit the impact of specific landslide processes on critical infrastructure.

OBJECT OF THE RESEARCH

The object of scientific research are the specific landslide processes and their impact on the critical infrastructure of the Moon.

SUBJECT OF RESEARCH

The subject of the study is the analysis and evaluation of the methodology for research and limitation of the impact of specific landslide processes on the critical infrastructure.

BASIC APPROACHES AND METHODS IN RESEARCH

The following **groups of methods** were used to achieve the goal and fulfill the research tasks of the dissertation work:

✓ *theoretical methods*: systematic, logical, analytical, interdisciplinary approaches, risk theory, probability theory, statistical methods, the toolkit for mathematical analysis, system analysis and synthesis, comparison, concretization, generalization, induction and deduction, analogy and others known to the public -scientific knowledge, methods and means;

✓ *empirical methods*: observation, measurement, experiment, prediction, data processing through Chebyshev polynomials and polynomial approximation through Chebyshev, algorithms for artificial intelligence through binary and multiclass classification and others.

LIMITATIONS:

For greater concreteness and significance of the studies, they were carried out under certain **permissible limitations** dictated by the following circumstances:

✓ data from NASA's LRO mission were used, due to several positive qualities - medium spatial resolution (100m/pixel) of the global digital elevation model and a higher percentage of lunar surface coverage. The mission also has high-resolution camera data down to 0.5 m per pixel. The disadvantage of this high-resolution product is the lack of global coverage, i.e. availability of high-resolution local elevation products only. The fact that only a medium-resolution product can be used for global coverage limits the possibilities for detecting landslide processes < 100 meters in size;

✓ the specific orbit and rotation of the Moon limits the possibilities of optical cameras to provide information about the crater cavities in the poles, which are in permanent shadow;

✓ due to the lack of atmosphere, the lunar surface is strongly attacked by cosmic radiation, which is why over time the craters erode and lose their initial shape – their ridges round off their sharp shape, the cavities begin to be filled with rock materials and regolith, which deforms them and makes it impossible their analysis.

✓ due to the fundamental rationale of the problem related to specific landslide processes in meteorite craters, the study is focused only on craters of the "simple" type with a diameter of up to 20 km, due to the inherent symmetrical shape of an unaltered crater. This restriction excludes from the analyzes any larger diameter craters due to the fact that they may have other morphological features affecting symmetry.

Beyond the scope of research and analysis is the change in the regulatory framework of critical infrastructure.

For ease of use and visual illustration, the obtained final results (diagrams, graphs, statistical and graphical interpretation of the research) are indicated in a finished form, using a software solution migrated to the Python environment. The formulated research tasks are considered in the volume and depth necessary to clarify, supplement and connect the main logical sequence, taking into account the structure and content of the dissertation work.

II. STRUCTURE AND CONTENT OF THE DISSERTATION

Structure of the dissertation

The development of the dissertation work is aimed at fulfilling the set research objective and the research tasks arising from it. The analysis is focused on the object and subject of research in accordance with the formulated research thesis and the set limitations. In this regard, the dissertation consists of an introduction, three chapters with corresponding conclusions to them, general conclusions, a conclusion, a glossary of abbreviations used, a list of references and a list of appendices.

Table of contents of the dissertation work

Abbreviations used	1
INTRODUCTION	2
CHAPTER ONE. THEORETICAL OVERVIEW OF CRITICAL INFRASTRUCTURE	10
1.1. Essence, conceptual apparatus, types of critical infrastructure, normative framework	10
1.2. The critical infrastructure as an element of the security system	16
Impact of security environment factors on critical infrastructures	16
Possibilities to counter the risks and threats to critical infrastructures	18
1.3. Specificity of lunar infrastructure and interaction with Earth infrastructure.	20
Infrastructure on the Moon	20
Outer Space Treaty	21
Potential infrastructure on the Moon	22
Specific critical infrastructure	25
Ways to limit the impacts of landslide processes	26
1.4. Surface and geological processes of the Moon	28
Tectonic activity	29
Volcanism	31
Meteorite impacts: mechanism of formation of meteorite craters	32
Types of craters	33
Erosion processes	35

Relationship of Landslide Processes on Earth and Moon to Infrastructure and Critical Infrastructure –	
Comparative Analysis	36
Landslide processes on Earth	36
Lunar Landslide Processes	39
CONCLUSIONS	52
CHAPTER TWO. METHODOLOGY FOR RESEARCH AND ANALYSIS OF THE SPECIFIC CRITICAL INFRASTRUCTURE	55
2.1. Methodology for limiting landslide processes	55
2.1.1. Overview of applied methods for visual recognition of landslides on the lunar surface	55
2.1.2. Overview of already applied methods using Chebyshev polynomials for recognizing landslides and approximating cratering processes	57
Introduction to Chebyshev Polynomials	57
Mathematical theory	58
Important properties of Chebyshev polynomials	60
Calculation procedure	61
Application of Chebyshev polynomials	63
Process of approximation of crater profiles	64
Analysis of odd Chebyshev coefficients	68
Analysis of Residuals of Approximation by Odd Chebyshev Coefficients Using Adaptive and Fixed Criterion	71
In the step-by-step analysis, the sequence is as follows:	71
Implementation of Crater Approximation Process and Landslide Recognition in MATLAB	77
2.2. Data Sources for Research and Study of Landslide Processes on the Moon	78
2.2.1. Lunar Reconnaissance Orbiter (LRO) - NASA	80
2.2.2. Vector shapes of craters with $5 < D < 20$ km	81
2.3. Case studies of the study	82
2.3.1. Previously used cases	82
2.3.2. Extended case studies	87
2.4. Software solutions for lunar mission research	96
2.4.1. Software motivation	96
2.4.2. Python programming language	97
2.4.3. Code in Python environment	99
2.4.4. Other software, packages and services	100
CONCLUSIONS	102
CHAPTER THREE. A MODEL FOR IDENTIFYING AND LIMITING THE IMPACT OF SPECIFIC LANDSLIDE PROCESSES ON CRITICAL INFRASTRUCTURE USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE	105
3.1. General formulation of the model based on the methodology of artificial intelligence	105
3.1.1. Machine self-learning - decision trees	107
3.1.2. Artificial neural networks	108
3.1.3. Multi-layer Perceptron Networks (Multi-layer Perceptron Networks)	108
3.1.4. Deep learning (Deep Learning)	109
3.1.5. Validation of the model	110
3.2. Results of application of previously proposed methods	111
3.2.1. Review of Results from Previous Applications of Chebyshev Polynomials - Analysis of Approximation Residuals by Chebyshev Coefficients Application of 51 Craters	111
3.2.2. An extended application of approximation residue analysis by Chebyshev coefficients. Investigating the Applicability of Adaptive and Fixed Threshold Criterion - Application to Group II Extended Case Studies	114
3.3. Exploratory analysis of the Chebyshev coefficients	119
3.4. Results of applying the Random Forest algorithm.	123
3.4.1. Binary classification	124
3.4.2. Multi-class classification	125
3.5. Results of the application of algorithms for Artificial Neural Networks	126
3.5.1. Option Multi-layer Perceptron Networks (Multi-layer Perceptron Networks)	126
Binary classification	127
Multi-class classification	128
3.5.2. Results of the application of algorithms for Artificial Neural Networks - variant Deep Learning (Deep Learning)	128
3.6. Software solution	131
CONCLUSIONS	135
GENERAL CONCLUSIONS	137
CONCLUSION	139
SCIENTIFIC-APPLIED AND PRACTICAL-APPLIED CONTRIBUTIONS	145
LITERATURE USED AND CITED	146
List of figures	152
List of Tables	157
APPENDICES	158
Appendix I	158
DECLARATION OF ORIGINALITY	159
LIST OF PUBLICATIONS	160

CHAPTER ONE. THEORETICAL OVERVIEW OF CRITICAL INFRASTRUCTURE

Solving the first research task is achieved through a theoretical overview of the critical infrastructure based on the works and publications of leading specialists and plans and programs of leading space agencies in this field. The essence, the conceptual apparatus, the types of critical infrastructure, the normative framework - national and European - have been studied. The distinguishable principal characteristics of the Earth's critical infrastructure are traced and to suggest its analogue on another planetary-type cosmic body that may be affected by processes of an analogous nature. For the purposes of this dissertation, such an analogue is the critical infrastructure of the Moon. The principles of this specific system are based on already established laws and regulations in the European community and at national level. On this basis, the definitions, sectors and scopes of CIs considered by us are from the positions of the interpretations in the Republic of Bulgaria and the European Union. The starting point for this is the review of the scientific literature on the potential and planned infrastructures of the Earth's satellite, which in turn should lead to the possibility of applying the Earth's criteria for establishing and marking the CI on the Moon. And all this is through the applicable methods of protection against landslide processes on Earth, which allows to define the first steps for their adaptation and implementation on another cosmic body. Potential objects that can be defined as CIs have heterogeneous functions and scopes or be under the management of different departments. Therefore, their additional distribution by sectors and sub-sectors is necessary, in order to differentiate them more precisely and from a priority point of view. 19 sectors with critical infrastructure in the Republic of Bulgaria have been identified. An ECI is defined, which is based on the definition of CI, but with an extended sense of territorial scope in case of possible emergency processes. For a site to be included in the ECA list, the impact of its "disturbance or destruction would have significant consequences for two or more Member States¹". The three cross-sectoral criteria that a potential ECI must meet (in addition to the definitions of CI and ECI) are: casualty criterion – in terms of human losses and casualties; criterion of the economic consequences - the material losses that may lead to difficulty/deterioration of the supply of services and goods of first necessity, as well as environmental impacts; criterion of social consequences – loss of services and violation of daily life and procedures for establishing ECI (Fig. 1.1.)



Figure 1.1. Procedure for establishment of ECI

The critical infrastructure as an element of the security system was studied with an emphasis on the impact of the factors of the security environment, the possibilities to counter the

¹ COUNCIL DIRECTIVE 2008/114/EC of 8 December 2008 on the identification and designation of European critical infrastructures and the assessment of the need to improve their protection" <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/BG/TXT/?uri=LEGISSUM:jl0013...>

risks and threats to CI, the management of disasters depending on their impacts. On this basis, the specifics of the lunar infrastructure and its interaction with the Earth's infrastructure were investigated. More specifically, the infrastructure of the Moon was tracked in the context of the Outer Space Treaty, signed by 111 countries in the world and according to which the definitions of CI and ECI cannot be applied directly, because they define belonging of the population to a nation and territory of The Earth. And this means that in the case of the Moon or another cosmic body, this affiliation cannot figure, but all the inhabitants of the Moon must be considered as an affected population.

As potential infrastructure of the Moon, five main infrastructure sectors are distinguished, necessary for a permanent base on the Moon, which can ensure a self-sustaining, sustainable and permanent (from several days to several months) human presence. These are power systems, communication and navigation systems, transportation systems, life support systems, and systems for in-situ resource utilization (ISRU). The most suitable are considered to be on the outskirts of the Shackleton crater (Figure 1.2), which is located at the south lunar pole. The reasons for this are the presence of craters, in whose cavities there is a constant shadow and ice is present. Moreover, on the ridge of Shackleton Crater and in the area around it, it has been found that these places are almost constantly illuminated by the sun and overall, the crater location helps to overcome two problems - extraction of water and solar energy by placing solar panels on the ridge.

Therefore, most built infrastructures on the Moon, and indeed on any other space body, can be defined as critical infrastructure, at least those that are part of the previously listed five sectors. Each one of them can endanger the health and life of the living population, in cases where the functional characteristics of the systems cannot be fulfilled. And similar to the actions for the prevention and protection of CI on Earth, the doctoral student's thesis is that the corresponding mechanisms should be developed and undertaken for the specific critical infrastructure (SCI) of other celestial bodies. The emphasis of this scientific research is on the specific landslide processes that can negatively affect a SCI built on the Moon. Landslides, the object of research, are marked as "specific" for two reasons - the first is that they are located on the Moon and the second is that they are located in the cavities of craters produced by meteorite collisions.

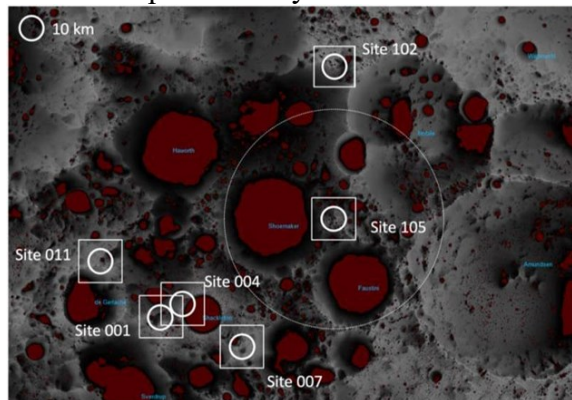


Figure 1.2. Potential landing locations for Artemis missions
(source: NASA)

From here, attention is paid to approaches to limit the impacts of specific landslide processes on CI. In this regard, it is appropriate to create inventory maps for the susceptibility to landslides, which depict the spatial probability of a landslide occurring only according to the characteristics of the terrain, without taking into account the time factors and those that directly trigger the landslide process of a land mass. As the most accurate method of recognizing landslides through satellite images (for the Earth), manual mapping is considered, but due to the specificity of the studied phenomenon and the fact that the craters on the Moon are a huge amount, such an approach is laborious and impractical. Accordingly, in continuation of the author's previous

studies^{2,3}, scientific research is directed towards the further development of the methodology for recognizing landslides in crater cavities, through automated methods, supporting the analysis of a huge number of cases and at the same time ensuring a high percentage reliability in the final results. The applicability of such an algorithm contributes to the preparation of the necessary inventory both on the Moon and in craters located on other celestial bodies of the planetary type. For this reason, there is a need to study the surface and geological processes of the Moon, tectonic activity, volcanism, meteorite impacts, as a result of which the lunar craters are formed, erosion processes, which are a complex prerequisite for landslide processes. On this basis, a comparative analysis of landslide processes on the Earth and the Moon and their interrelationship with critical infrastructure was made. On Earth, the main triggering factors for landslides are heavy rainfall, snowmelt (or generally an increase in water content in the soil) and earthquakes. Usually, one is the triggering factor, while a combination of several can be defined as predisposing factors, which can be natural or anthropogenic in nature. Knowing them is the basis for grouping and recognizing landslide processes, preparing landslide inventory maps and taking appropriate actions to prevent and limit their impacts on CI.

Although the triggering factors for landslide processes on the lunar surface differ from those on Earth (due to the lack of an atmosphere, the lunar surface is attacked by surface processes in a different way than on Earth and are grouped into the following categories: "gardening" impact, space impact and thermal lunar earthquakes, meteorite collisions, moonquakes.), a number of authors define the type of lunar landslides, borrowing already established categorizations by analogy with those on Earth. Emphasis is on falls, slides, slumps, granular flows, creeping landslides. Therefore, the Moon is subjected to various impacts, which inevitably lead to landslide processes of the corresponding type, which in their nature and manifestation differ from those of the Earth, although some of them have similar nature, causes and factors. And this determines the need to derive regularities in the specific processes to limit their impact on the critical infrastructure.

CONCLUSIONS FROM CHAPTER ONE

1. According to the legislative framework of Bulgaria and the EU, critical infrastructure is any system whose proper functioning, individually or collectively, is of vital importance to society and the state as a whole. The National CI differs from the ECI mainly in terms of territorial scope. The inclusion of a CI as an ECI is conditional on the consequences of its impaired functioning affecting at least two EU member states.

2. The conceptual and literature review and the studies of the plans of leading space agencies suggest that the terminology can be transferred from the national level to the international level and accordingly the basic principles of CI can be adapted for other terrestrial space body. This allows to define and distinguish five main infrastructure sectors necessary for the existence and operation of a permanent base on the surface of the Moon. Accordingly, it becomes possible to provide a self-sustaining, sustainable and permanent human presence through: energy systems, communication and navigation systems, transportation systems, life support systems and systems for in-situ resource utilization.

3. Research indicates that there are well-developed (or in the process of being refined), functioning and in the process of being perfected approaches and tools for minimizing the negative impacts of natural disasters and landslides in particular. The stages of this entire process include preliminary risk analysis, implementation of mitigation measures, rescue and recovery actions after the occurrence of such a disaster.

4. The success of countering and limiting the consequences of specific landslide processes is directly dependent on the preparation of an inventory map and a map of susceptibility to landslides, which depicts the spatial probability of the occurrence of a landslide only according to

² V. Yordanov, „Mapping landslides in lunar impact craters using Chebyshev polynomials and Dem's“, 2016.

³ M. Scaioni et al., „Recognition of landslides in lunar impact craters“, European Journal of Remote Sensing, том 51, 6p. 1, стр. 47–61, 2018, doi: 10.1080/22797254.2017.1401908.

the characteristics of the terrain and its specificity, containing information about the coordinates of the landslide, its extent and type of movement. In this direction, according to the object of the scientific research, no such map has been prepared with a comprehensive landslide inventory for the lunar surface.

5. The moon, as the closest cosmic body, has been the subject of numerous observations and studies for centuries. The development of satellite technologies in recent decades allows and procures a huge amount of digital data, necessary and useful for many scientific studies of a different nature. The ambitions of the space agencies in this direction are primarily related to the development of various space missions for the construction of permanent lunar bases for the purpose of scientific research and mining of minerals. And since any future infrastructure on the lunar surface will be subjected to a variety of destructive processes, such as specific landslide processes, it is more than ever necessary to conduct a preliminary and thorough study of the same, on the basis of which to create a scientifically based and practically applicable methodology for their detection, mapping, inventory and construction of countermeasures and protection systems.

6. The existing studies of the lunar surface at the moment give reason to claim that, although it is not tectonically active as the earth's surface, it has also been influenced and continues to be modified under the influence of various processes: the absence of an atmosphere, from here and relatively frequent tectonic activity associated with temperature differences reaching extremes due to the change of day and night, constant solar radiation exposures, constant meteorite bombardment, which in turn have a destructive effect on the surface lunar layer and the formation of lunar craters (simple, complex and multi-ring basins).

7. Comparing the predisposing factors for landslides on the Earth and the Moon, the activation of terrestrial ones is mainly due to the high water content, while such predisposing and triggering factors on the lunar surface are absent, but there are other such factors inherent. As for earthquakes or other types of destructive activity as a factor influencing landslide processes on both the Earth's and the Moon's surface. The so-called moonquakes (earthquakes on the Moon), which occur as a result of the large temperature difference between lunar day and night (and vice versa). Another triggering factor of landslide processes on the Moon is the released energy in the lunar surface, which usually occurs when a meteorite body collides with the lunar surface.

8. Despite the differences in the surface characteristics and the mechanism of activation of landslide processes on the Earth and the Moon, it allows the categorization of the landslide processes both on the Earth and on the lunar surface according to their mechanism of movement, and respectively in the type of "falls", "slides", "slumps" etc., which allows easier observation and mapping of these processes in both cases.

CHAPTER TWO. METHODOLOGY FOR RESEARCH AND ANALYSIS OF SPECIFIC CRITICAL INFRASTRUCTURE

Solving the second research task is achieved through the study of the methodology for limiting landslide processes on the lunar surface and possible software solutions. For this purpose, an overview was made of the applied methods for visual recognition of landslides on the lunar surface, as well as by Chebyshev polynomials for the approximation of crater height profiles. Chebyshev polynomials are a series of orthogonal polynomials, each with a unique and uncorrelated form with respect to all other members of the series. Each profile is approximated by considering the length of the cross-section to be twice the edge-to-edge diameter of the crater. This distance is then normalized between -1 and +1, which is also the domain of the Chebyshev polynomials. In this interval any arbitrary continuous function can be approximated⁴. In the considered case, the approximation function is the discrete crater profile $f(x)$, where x is the direction of the sample. Among the four different types of Chebyshev polynomials used, it is proposed to use type I to approximate crater profiles⁵. This is motivated by the simplicity of the

⁴ W. Gautschi, „Orthogonal polynomials (in Matlab)“, Journal of Computational and Applied Mathematics, 2005, doi: 10.1016/j.cam.2004.03.029.

⁵ Mahanti, M. S. Robinson, D. C. Humm, и J. D. Stopar, „A standardized approach for quantitative characterization of impact crater topography“, Icarus, 2014, doi: 10.1016/j.icarus.2014.06.023.

coefficients associated with this representation. The formulation of the basis functions of polynomials is based on a recursive series:

$$T_{n+1}(x) = 2xT_n(x) - T_{n-1}(x); \quad |x| \leq 1, \quad (2.1.)$$

where $T_n(x)$ is the polynomial part of the n th order. The parts of order 0 and 1 are $T_0(x) = 1$ and $T_1(x) = x$, respectively.

To approximate a function $f(x)$, a linear combination $p(x)$ of the basis functions, one assumes:

$$f(x) \cong p_M(x) + o(x^M) = \sum_{n=0}^M C_n T_n(x) + o(x^M), \quad (2.2.)$$

where M is the degree of the Chebyshev polynomial and C_n are the coefficients that modulate the amplitude of each fundamental component. The C_n coefficients are calculated on a "least squares" basis to match real profile data. The residual approximation error (x^M) is equal to the sum of the missing terms after power M that are not considered in the approximation.

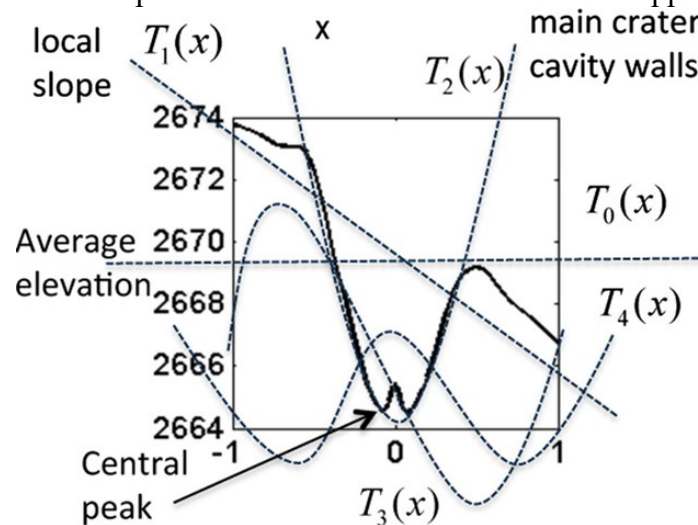


Figure 2.3. The Chebyshev basis function (dashed lines) help the crater profile according to their similarity to individual parts of the crater profile. Source: Mahanti⁶

The effectiveness of Chebyshev polynomials for approximating crater cross-sectional profiles is due to their properties, which can be summarized in four main points:

- ✓ orthogonality of the basis functions and disconnection between the calculated coefficients: although the total number of accepted coefficients in equation (2.1.) may be different, the calculated values of the lower order coefficients are always the same. This feature is important because it makes the calculated coefficients independent of the particular calculation process, so they can be compared with similar ones from other cross-sections. In fact, the lower numbered coefficients $T_n(x)$ have a greater impact in approximating the geometry of the profile;
- ✓ Chebyshev polynomials lead to the smallest maximum deviation with respect to the interpolated function, i.e. in this case, the cross-sectional profile of the crater⁷;
- ✓ extreme values of polynomials always appear at some specific positions on the base axis ($x = -1, 0, +1$). This feature makes it easier to relate the coefficients of the calculated polynomials to the crater geometry;
- ✓ the correlation between lower-order coefficients, as well as some combinations of coefficients with important morphological properties of the crater and its surrounding terrain (average height of the crater profile, local topographic gradient, crater depth, etc.) - see Mahanti⁶. This does not mean that morphological characteristics can be directly measured, but that a set of objective numerical indicators can be obtained by a repeatable almost automatic process;
- ✓ the detection of asymmetry in the cross-sectional profile of the crater based on the analysis of odd polynomials.

⁶ Check Mahanti, M. S. Robinson, D. C. Humm, и J. D. Stopar, цит. изд.

⁷ Check J. C. Mason и D. C. Handscomb, Chebyshev polynomials. 2002. doi: 10.5948/upo9780883859537.024.

In previous works^{2,3,8}, it was confirmed that four crater cross-sections are sufficient to detect large landslides in lunar craters. The basic assumption is that a strong asymmetric component in the polynomials can be seen as a mass motion signal that needs independent analysis for each cross-section. Thus, four cross-sectional profiles of the crater were interpolated from the WACGLD100 DEM using bilinear interpolation. The length of each profile is extended beyond both edges by approximately 30% of the ridge spacing. This length is shorter than that adopted in Mahanti, which uses profiles twice the distance between ridges. The decision made here is motivated by the need to tailor the approximation to model the Cassini A profiles, rather than defining a standard profile length to be applied across the board. The resulting cross-sectional profiles are of the spatial step type of 200 m, the total length (the same for all directions) is 25 kilometers and a total of 127 elevation points. Considering that interpolation from the DEM can degrade the accuracy of the points with an accuracy of ± 10 m for the maria and ± 20 for the mountains.

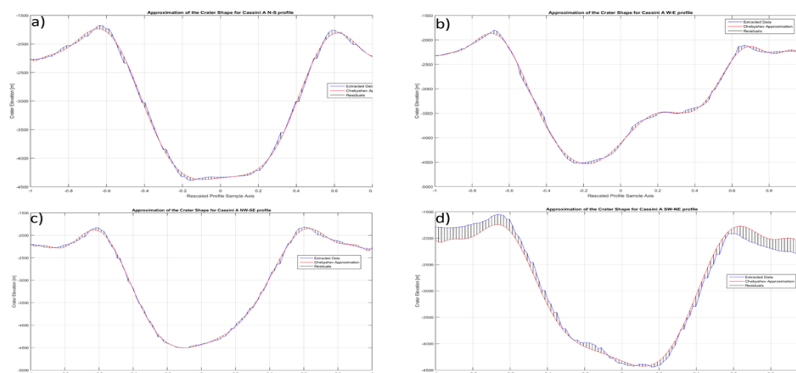
Approximation with Chebyshev polynomials was carried out using $M = 26$ terms, corresponding to a maximum power of 25. In such a case, the number of coefficients proposed by Mahanti⁹, i.e. $M = 16$, was changed to better model the shape of the Cassini A crater. Additionally, testing the statistical significance of the higher-order coefficients was targeted in this study. It is noteworthy that some of the Chebyshev coefficients are related to important morphological parameters, in this case C1 is related to the general slope of the terrain. If the slope is too large, it would affect the coefficient calculations, so in such cases the slope should be "removed" C1 and set to zero for a more accurate analysis. According to this concept, the cross-sectional profiles for all studied craters were obtained.

The data show that in only one case of low order C_i ($M \leq 4$) did not pass test (2.11.) - at coefficient C3 of S-N profile. This result is particularly significant because this coefficient indicates the absence of asymmetry in the profile. This property can be confirmed by looking at the S-N profile. The next step of the analysis focused on the standard residuals after LS calculation, which are expected to be normally distributed with zero mean.

The presence of large odd coefficients is related to the general asymmetry of the profile. The asymmetry may be related to landslides from the slopes to the crater floor, as in the case of the Cassini A crater. To investigate this feature, the absolute value of the standardized odd coefficients was compared for all four profiles:

$$\hat{C}'_i = \left| \frac{\hat{C}_i}{\hat{\sigma}_{ci}} \right| \quad (2.12.)$$

Its use allows monitoring the uncertainty of the calculated coefficient. On the other hand, ignoring the sign does not result in a loss of information for the purpose of searching for asymmetry. The standardized odd ratios for the four Cassini A cross-section profiles are presented in Figure 2.6.



Фигура 2.6. Четирите напречни сечения на Cassini A. Синята линия показва елевационния профил получен директно от WACGLD100 DEM; Червената линия показва апроксимацията на кратерната форма чрез полиномите на Чебишев използвайки $M=26$ уравнения, означаващи максимална степен 25; Черните линии представляват остатъците. На фигура d) може да бъде забелязан премазвания наклон на терена.

⁸ V. Yordanov et al., 2016, doi: 10.5194/isprsarchives-XLI-B6-17-2016.

⁹ P. Mahanti, M. S. Robinson, D. C. Humm, и J. D. Stopar, цит. изд.

By comparing Figure 2.6.a and Figure 2.6.b, two extreme cases can be pointed out. The largest values of can be found in accordance with the W-E profile, which is clearly asymmetric. The smallest values are associated with the S-N profile characterized by a high degree of symmetry. In fact, in Figure with this profile does not cross the landslide body. On the contrary, both diagonal profiles do so, and this fact can be recognized in the plot of the absolute standardized coefficients. In the case of the SW-NE profile, a very large value is reported. In the case of the NW-SE profile, odd-order coefficients between 3 and 9 show values that are higher than the average value.

As a final element of the analysis, there is a need to develop a new approach to better approximate the discrepancies with the theoretical model, therefore a new criterion for their distinction has been applied. The concept is to obtain an approximation of the studied profile made only by the contribution of the odd Chebyshev scale factors. In this way, only the asymmetry, if any, is subject to modelling. When the crater shape is perfect, ie. completely symmetric, then the odd Chebyshev coefficients should be equal to zero. In this way, the profiles of real cases can be calculated, with the difference between their odd approximation and the theoretical one (residuals from the mean line with a more significant term) representing their standard deviations. While the final conclusion whether the considered crater is affected by landslide processes must be obtained using a properly chosen threshold criterion. This means analysing step by step: profile extraction, Chebyshev approximation of the profile, topographic slope exclusion, asymmetric profile construction, outliers and residual linear trend exclusion, residual calculation, residual analysis. All these steps are visualized in their respective order. A logical consequence of all this is the determination of some threshold criteria to interpret the obtained results. For this purpose, two criteria have been adopted - adaptive and fixed criteria. Adaptive is represented by kRMS (root mean square) of the standard deviations, where $k = 0.8 \div 1.35$, while the fixed value is a threshold of $100 \div 170$ m (DEM ≈ 10 m). The calculation of this whole process is by means of a created MATLAB script. It introduces all the necessary computational steps for the statistical tests mentioned above, as well as the previous steps for crater approximation and landslide recognition. Manually downloaded elevation profiles and the desired order of approximation are required as necessary data to start the profile calculations.

The main sources of information are data from the four current lunar missions: Lunar Reconnaissance Orbiter (LRO) and ARTEMIS of the National Aeronautics and Space Administration (NASA) and Chang'E 3 and 5 of the China National Space Administration (CNSA). LRO is orbiting mission with on-board instruments, while Chang'E 3 is an unmanned lunar exploration mission by CNSA, including a robotic ground rover (Yutu). LRO has six separate instruments on board to create accurate maps and acquire high-resolution images, assess potential future landing sites and lunar resources, and characterize the radiation environment¹⁰. One of the instruments equipped is the Laser Altimeter (LOLA), which is tasked with capturing high-resolution global topography, measuring slopes, surface roughness and other geomorphological parameters of the Moon's surface to help users easily evaluate data from the lunar missions. The other instrument and the data obtained from it that was used for the purposes of this dissertation is from the Lunar Reconnaissance Orbiter Camera (LROC). The LROC consists of two cameras, a narrow-angle camera (NAC) and a wide-angle camera (WAC). NAC's Ground Sampling Data (GSD) can reach a maximum of 0.5m at a 5km swath, while WAC provides 100m scale imagery at a 60km swath in seven colours. As a result, a near-global digital terrain model (DTM) with a resolution of 100 x 100 m was produced from the WAC stereo images, with the Global Lunar

¹⁰ G. Chin и съавт., „Lunar reconnaissance orbiter overview: The instrument suite and mission“, Space Science Reviews, 2 F. Scholten и съавт., „GLD100: The near-global lunar 100 m raster DTM from LROC WAC stereo image data“, Journal of Geophysical Research E: Planets, 2012, doi: 10.1029/2011JE003926.007, doi: 10.1007/s11214-007-9153-y.

DTM 100 m (GLD100) covering 98.2% of the entire lunar surface¹¹, with an average altitude accuracy of height better than ± 20 m. Especially in the "maria"-regions, ± 10 m is even better.

Therefore, the primary data source used was the DTM GLD100 produced by images from the LRO WAC camera. All required file data is obtained from the official web page for distribution of data received from LRO. The Geographical Information System (GIS) QGIS, which is an free and open source software (FOSS), was used to visualize the raster images. The vector shapes of the craters are $5 < D < 20$ km.

Due to the fact that the craters on the Moon are numerous, they are the object of constant interest and scientific research. One of the main problems that scientists are trying to improve is the counting and mapping of craters on the lunar surface, and therefore there is a lot of research in the scientific literature on different techniques and methodologies for identifying craters. These developments are also of great interest to the current dissertation work due to the fact that such products can help to more quickly and qualitatively study the problem related to landslides on the crater walls. Such an example is the product developed by Povilaitis¹², which presents an inventory of the locations of relatively small craters with a diameter between 5 and 20 km. To obtain this data set, the authors used the GLD100WAC and the CEM obtained from LRO's laser altimeter, which digitized craters on the lunar surface. The final number of craters generated was 22,746. The dataset is freely distributed through NASA's LRO Data Distribution System (wms.lroc.asu.edu) and is a set of spatial vector layers (Figure 2.16.) that describe the circular shape of each crater. The attribute table contains information about the coordinates of the crater centers and their diameter. On the other hand, there is a lack of information on the age and condition of the craters. This paper uses this data set for crater locations between 5 and 20 km in diameter, in combination with GLD100WAC.

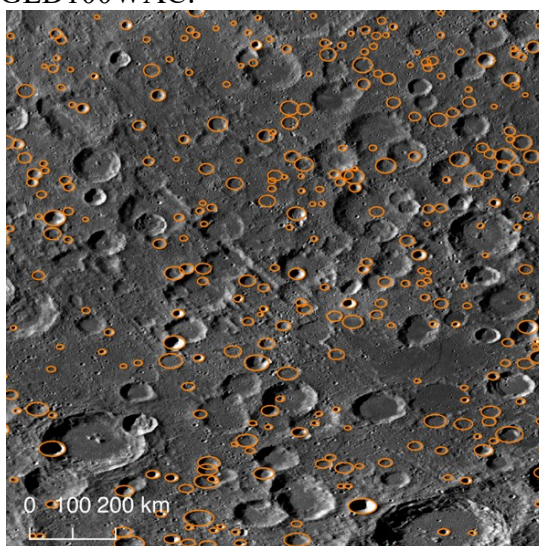


Figure 2.16. Example of the data set for craters with $5 < D < 20$ km (source: <https://pds.lroc.asu.edu/>)

In the course of the previous development, a total of 51 craters of the "simple" type were analyzed. Their diameter varies from 2 km to 50 km. The location of the craters is different - it covers various terrains on the Moon (mountains, maria), see Figure 2.20. Some of the craters are borrowed from the study done by Brunetti¹³ to be used to validate the new proposed methodology.

¹¹ F. Scholten и съавт., „GLD100: The near-global lunar 100 m raster DTM from LROC WAC stereo image data“, Journal of Geophysical Research E: Planets, 2012, doi: 10.1029/2011JE003926.

¹² R. Z. Povilaitis, M. S. Robinson, C. H. van der Bogert, H. Hiesinger, H. M. Meyer, и L. R. Ostrach, „Crater density differences: Exploring regional resurfacing, secondary crater populations, and crater saturation equilibrium on the moon“, Planetary and Space Science, том 162, стр. 41–51, Hoe 2018, doi: 10.1016/j.pss.2017.05.006.

¹³ M. T. Brunetti, Z. Xiao, G. Komatsu, S. Peruccacci, и F. Guzzetti, „Large rock slides in impact craters on the Moon and Mercury“, Icarus, 2015, doi: 10.1016/j.icarus.2015.07.014.

And since only simple types of craters are selected due to their simple structure and shape, complex ones require a modified approach.

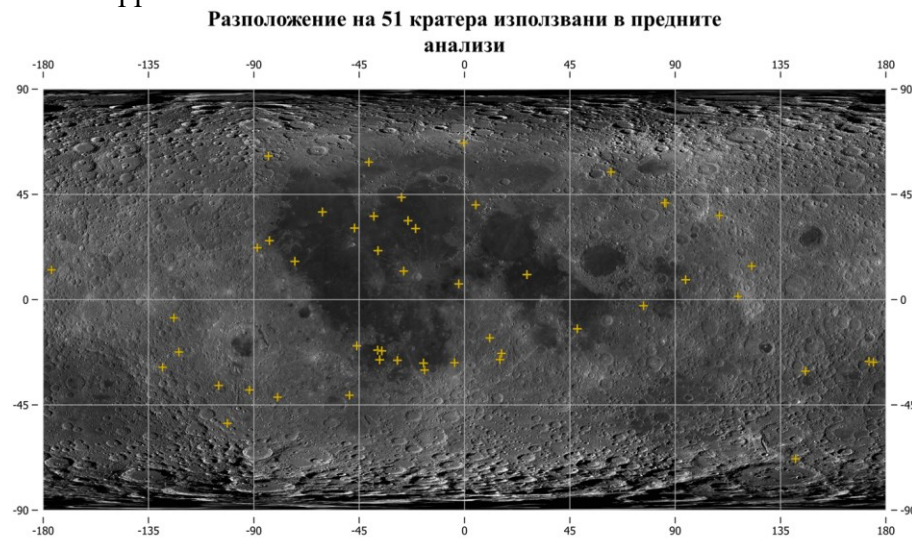


Figure 2.20. Location of 51 craters used in forward analyses

After the preliminary analyses, it was concluded that this number of 51 craters is not sufficient for the final formulation of the methodology. Further consideration of the previous case studies and field analysis using the WACGLD100 DEM allows the conclusion that it is necessary to increase the number of cases studied, which in turn should help define the final models. The newly developed programming code in Python gives almost unlimited numbers, all you need is the DEM and the vector shapes of the craters. According to an initial analysis, the craters with $D < 100$ km are more than 70,000. A number that is more than needed for this research. Therefore, in order to reduce the number of craters, a reduction in the size of the diameter was undertaken. For the study of ordinary craters, it is further restricted to sizes $5 \text{ km} < D < 20 \text{ km}$, with which the database is filtered and the result can be traced in Figure 2.23. It is interesting to note that there are no crater locations above 60° N and S latitude, this is due to the cylindrical projection that is used and the deformation resulting from the approach to the poles, respectively the data that can be extracted from DEM- and they will be distorted. The final tally is just over 19,000, but still very large. Therefore, it was decided to focus this study on a region of apparently lower density as determined after a simple spatial analysis of crater density according to their diameter Figure 2.24.

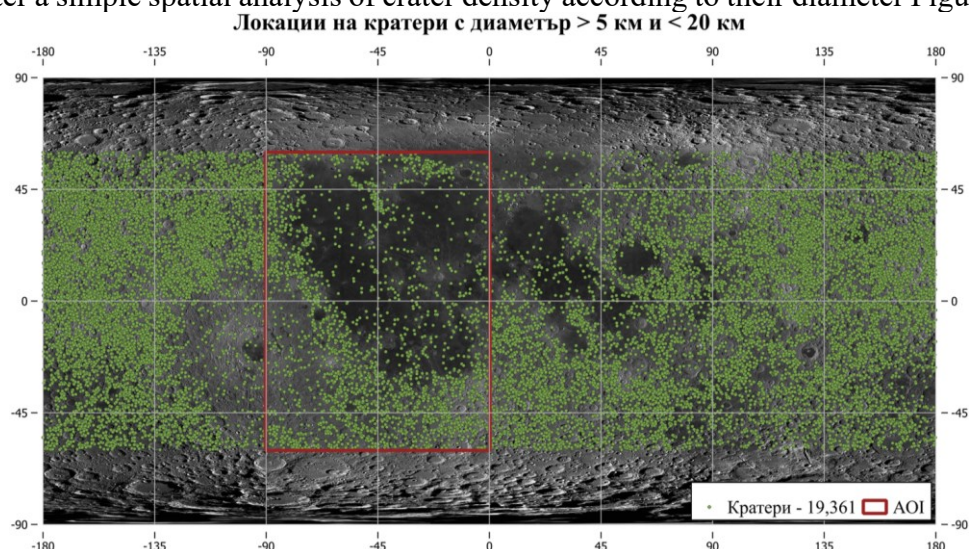


Figure 2.23. Location of craters with diameters between 5 and 20 km

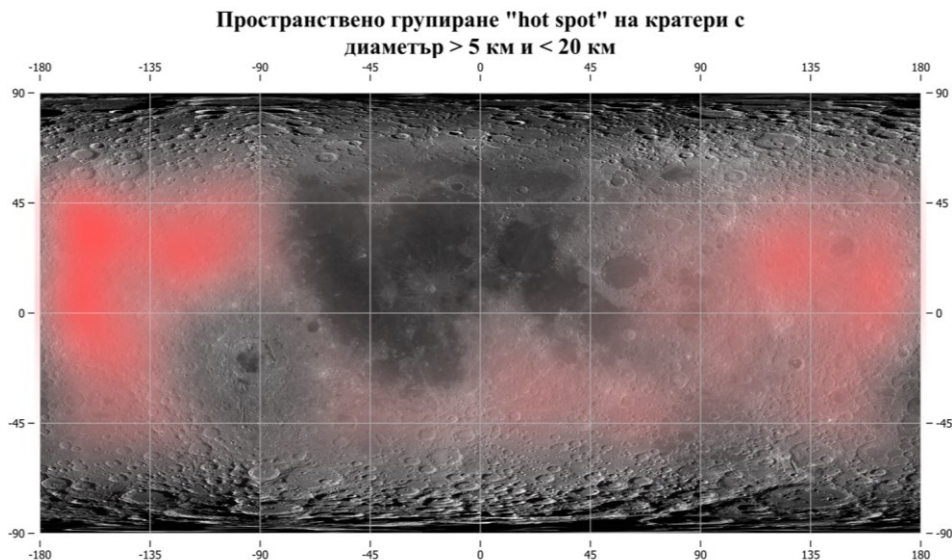


Figure 2.24 Spatial clustering

The region of relative lowest density is defined from 0° to 90° E longitude (the red region), defined as the region of interest (ROI), which is used for this development, but an additional condition is introduced. Thus, the craters were filtered with $10 \text{ km} < D < 20 \text{ km}$, which resulted in 895. This necessitates their manual analysis and preparation (Fig. 2.25.). Using the EP extraction algorithm all 895 craters were processed and their height profiles were extracted and saved in all possible formats. The purpose of the EP is to apply the previously developed algorithm for the classification of crater profiles, according to whether they have a landslide or not. Then apply machine learning algorithms to improve the final results. Due to its specificity, for these machine learning algorithms, the impact of balanced and unbalanced input training data on commonly accepted metrics for validating classification algorithms has been investigated. As a result of this study, a balance of the training data for training is also recommended, i.e. that the representatives of each class be equal in number, regardless of the fact that the research phenomenon may exhibit an unbalanced character. For this purpose, three groups of EPs were extracted, according to the type of classification planned to be carried out: binary, profiles with landslide (Class 1) and those "without" (Class 0) or multi-class (landslide, without landslide and deformed (Class 2). The purpose of Group I (GI) is to test and verify what the distribution of the extracted profiles might be. To apply a classification algorithm, especially in the case of supervised machine learning, it is necessary to provide data according to classes, which are set as the ultimate goal. In order to have good final results, these input data must be good representatives of the classes. In the specific case, at least two classes of EP can be applied - "with landslide" and those "without " (Figure 2.26a,b). But after studying the GI, it was found that one more class of height profiles could be included - "deformed" (Figure 2.26c).

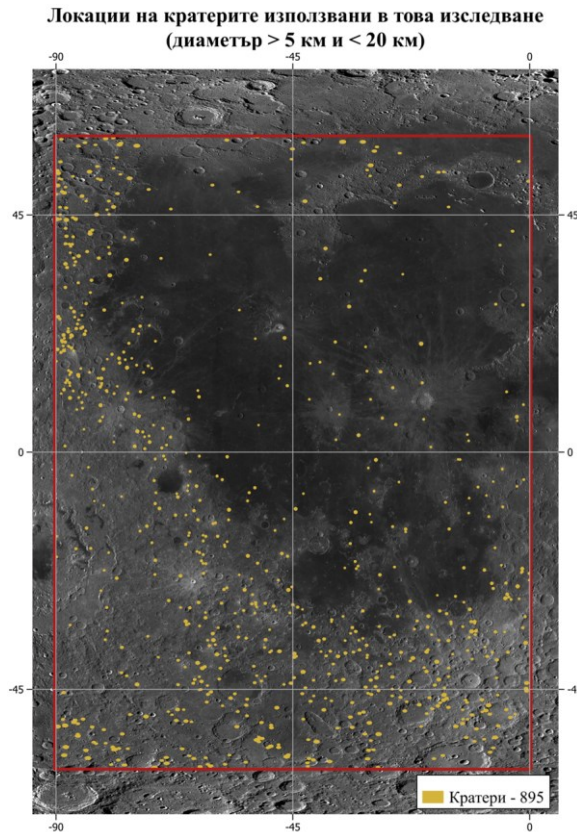


Figure 2.25 Extended study sites - 895 craters and their locations.

After extracting the final number of profiles for each group, manual validation and classification of these profiles was done to assign them to a class. For this process, the PyQt Image Annotation application was used, in which the user manually defines the class of each case study. In this case, the previously obtained images of the EP were used and their belonging to one of the classes (landslide, non-landslide or deformed) was manually determined. In addition to manual classification, this procedure leads to other positive results: first, it can be determined what is the balance of the input data used to train the algorithm (the goal is to have the same number of representatives from each class); second, it ensures that no crater data not matching the given type (e.g. compound) is fed to the algorithm.

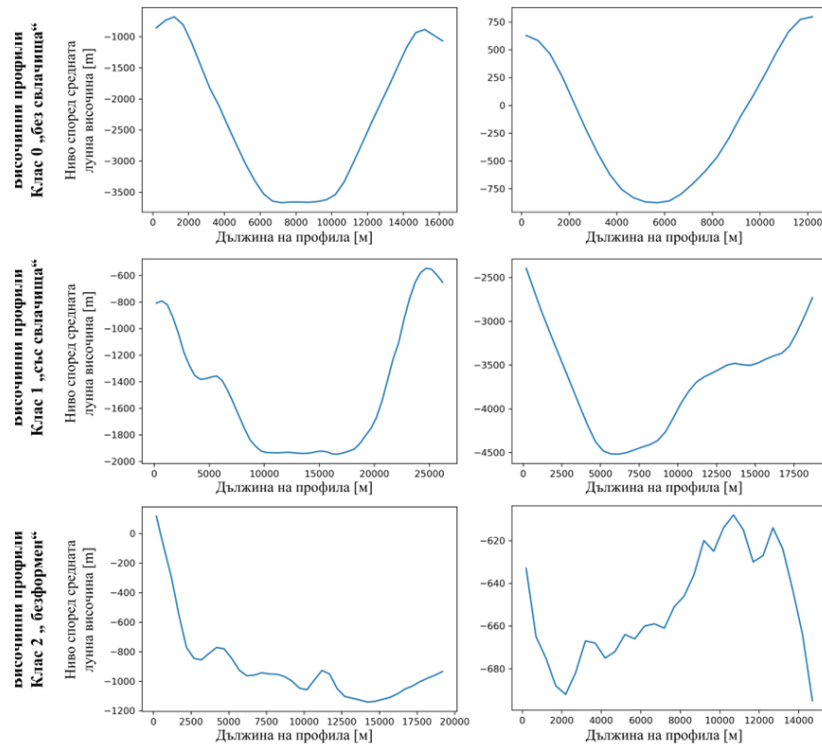


Figure 2.26. Examples of the three classes of elevation profiles

The classification result of Group I did not lead to satisfactory results, because the number of EPs that can be representatives for the class "with landslides" could not be sufficient to train a stable model. Therefore, a second iteration with the full number of craters (895) was required, with the angle between two profiles reduced to 30° (Group II), resulting in an almost five-fold increase in the number of EPs. After the extraction, a secondary manual classification of the images was done and almost 10-fold increase was achieved in the profiles of the "with landslide" class, on the other hand, the "without landslide" EPs were twice as many. This is the first indication that the crater landslide problem is an unbalanced problem, i.e. more profiles unaffected by landslide processes are inherent. For the purposes of the present work, the binary cases of Group II were used for: an extended application of analysis of the residuals of approximation of the Chebyshev coefficients to establish a discriminative threshold criterion; input training data when defining and testing a decision tree machine learning model; input training data when defining and testing an artificial neural network for deep learning; mapping the craters according to the classifications obtained above. After initial tests, it was found that the profile cases should be further increased to increase the accuracy of the algorithms. Consequently, this required reducing the angle between them to 10° (Group III), which in turn resulted in more than 15,000 elevation profiles. After manually classifying the EPs, 2,200 profiles were defined for each of the three classes (6,600 total for the three classes). Thus, Group III multi-class case studies have been used for: input training data in refining a decision tree machine learning model; input training data when refining an artificial neural network for deep learning; mapping the craters according to the obtained classifications.

The presented study of Chebyshev polynomials assumes the preprocessing of data was initially done in the Matlab environment (<https://www.mathworks.com/>). The systematization of the steps in Matlab is as follows: the incoming data are submitted, pre-processed and prepared according to the procedural requirements; each element is interpolated using Chebyshev polynomials; calculate the coefficients of each polynomial, leaving only the odd ones; inverse interpolation is done using the method of least squares; the residual errors of standard deviation are calculated; the output results are saved in tabular form of Microsoft Excel with xlsx extension. In summary of the processing steps arranged in this way, the conclusions are that in case of a

possible expansion of the scale of the procedural scope, i.e. when using many times the number of work cases, the effects are not positive.

The established lack of an automated programming environment for the preprocessing of the input data requires that all necessary steps be performed manually for each case (in this case, an elevation profile) individually. In order to minimize manual data processing, as in the case of input data it is necessary to present only the minimum of requirements in the raw format obtained directly from the data provider, in the development of the necessary program codes, it is assumed that the final outputs prepared for discussion and conclusions. In order to overcome the mentioned drawback, as well as the limitations of using MATLAB (paid software of a private nature, therefore its use requires a license, it is not susceptible to flexibility), the software solutions in the following studies are through the applicability of free software with open source (FOSS). The use of FOSS has several advantages - flexibility of applicability, possibility to upgrade according to needs, from the point of view of intellectual property in most cases it is enough to mention the main developer, and the use of FOSS for commercial purposes depends on the imposed license, constantly evolving and playback environment. And since Open Science is one of the main priorities of the EC¹⁴, and open software fundamentally supports it by allowing the community access to new discoveries and research, which in turn leads to potential upgrading and progress. For this reason, Matlab has been replaced by the Python programming language (<https://www.python.org/>), which is widespread and has applications in all fields, mainly due to the abundance of open add-on packages. These add-on packages are also developed on the FOSS principle and build upon and complement the core functionalities of the language depending on the need and application. In this sense, the language is very well developed and suitable for geospatial analysis, satellite image processing and application of Artificial Intelligence (AI) algorithms.

For the purposes of the dissertation, a code was developed, for which it is necessary to submit as input data a Digital Elevation Model and the circular shape of the crater in a vector geospatial format. As output data are the extracted elevation profiles (EP) of the crater in different directions. It is not mandatory to submit data individually for each crater, i.e. if the user has a whole DEM for the area under investigation and vector data with the location and circular shape of the craters, the developed algorithm can automatically extract all the EPs according to the set parameters. The only requirement is that the two data layers be spatially referenced in the same coordinate system. Besides the two numbers of inputs, two more important parameters need to be entered: in how many degrees to make the elevation profiles - starting from 0° (which can be taken as north) in how many degrees to make the next profile. The algorithm makes a full rotation on the diagonal through the geometric center of the crater, so there is no need to supply values greater than 179°; over what distance to make a height measurement along the length of the profile. This parameter mainly depends on the spatial resolution of the DEM used. Setting a distance greater than the GSD means that not all pixels are "sampled". In the opposite case, a smaller distance, data repetition occurs, which will not affect the results later, but affects the processing time - more redundant measurements means more time. Once the algorithm has determined the elevation values along each profile, the results can be saved in three formats: a vector spatial file (shp) - each profile can then be entered into a GIS and used as intended; tabular form (csv) – a light format in which all values are recorded on both axes (length and height level); graphic view (png) – the profile is saved as an image and can be used for visual analysis. In addition to the pre-processing, solutions have been developed for training and applying machine learning models necessary for the precise determination of a height profile to any of the three classes, respectively the determination of the presence of a landslide body or not.

¹⁴ European Commission, „Open Science“, European Commission - European Commission. https://ec.europa.eu/info/research-and-innovation/strategy/strategy-2020-2024/our-digital-future/open-science_en (отворен на 06 Март 2022).

Other software, packages and services may be useful, such as: QGIS¹⁵: GIS for Geographic Information System, PyQt Image Annotation Tool¹⁶, Scikit-learning¹⁷, Keras¹⁸, Google Colab¹⁹, using high-potential graphical processing units.

CONCLUSIONS FROM CHAPTER TWO:

1. Both on the Earth and on the Moon, different techniques can be used to recognize landslide processes and their signatures. At the moment, it is impossible to study the lunar signatures of landslide processes in person, which determines the applicability of the remote sensing approaches. Thus, any deviation from the circular shape of the crater leads to a mark of a landslide process of the "slumps" type.

2. Visual recognition of landslides is a precise approach, leading to high accuracy of the final result, in cases where the operator is sufficiently experienced, but at the same time leads to an extremely slow process, relying only on human labor. For this reason, scientific research is in the direction of proposing a fully automated methodology, free from subjective interpretations and whose application will allow the recognition of a huge number of craters both on the Moon and on other terrestrial planets.

3. An applicable method for recognizing craters on the lunar surface is the Chebyshev polynomials, which are a series of orthogonal polynomials. Each of them has a unique and uncorrelated shape with respect to the other members. Polynomials offer an extremely low error value, which is why they are applicable to the approximation of crater cross-sections. In this way, it is also possible to classify craters according to their morphological features and whether they have terraced walls, a central peak or a slope, etc. At the same time, the asymmetry component that may appear when approximating a cross profile can be separated.

4. Asymmetry is an important element and main hypothesis of this study. For "simple" type craters in their primary, undisturbed form, the crater profile of the cavity should be symmetrical about the vertical axis. Accordingly, using the Chebyshev polynomials, approximating a cross profile and separating the asymmetric component, it can be determined whether the corresponding profile is deformed under the influence of landslide processes.

5. For extended application and testing the applicability of the methodology by approximation with Chebyshev polynomials, a total of 895 craters with varying diameters were selected. On this basis, the applicability of the adaptive and fixed threshold criterion from a previous application of Chebyshev polynomials is defined. For this purpose, four cross-sections were extracted for one crater in different directions relative to the center of the crater, and the approximation was realized using the WACGLD100 elevation model with a spatial resolution of 100 m, sufficient for the identification of landslide processes of this scale.

6. Group III profiles used for binary and multi-class training of machine learning type algorithms while preserving the principle of symmetry in one profile is scientifically justified. Group III is composed of 895 craters and elevation profiles were extracted for them across 10°, i.e., 17 counts per crater or a total of 15,215 elevation profiles.

7. The approximation of a profile by Chebyshev polynomials is only based on the used asymmetric components of the polynomials. This determines the need to standardize the odd coefficients. In this way, it becomes possible to observe values located at extremes in both ranges. The largest values are obtained due to a strong asymmetric effect, while low values are retained due to the presence of symmetry.

8. Determining the threshold criteria for the discrimination of profiles allows to show in an unambiguous way the outcome of a study for a coefficient varying in more average values with the help of an appropriate statistical toolkit. Threshold criterion testing is based on the analysis of approximation residuals from the Chebyshev coefficients, using an adaptive and fixed criterion.

¹⁵ QGIS. 2022. <https://qgis.org/en/site/>

¹⁶ PyQt Image Annotation Tool. 2021. <https://github.com/robertbrada/PyQt-image-annotation-tool>

¹⁷ Scikit-learn. 2021. <https://scikit-learn.org/stable/>

¹⁸ Keras. 2020. <https://keras.io/>

¹⁹ Google Colab. 2020. <https://research.google.com/colaboratory/>

9. Only Free and Open Source Software (FOSS) was used for the purpose of research and the determination of research tasks due to their established advantages. The applicability of these softwares is dictated by open science, as an EC priority supported by open softwares.

10. The developed code was implemented in the Python environment by providing input data Digital Elevation Model (WACGLD100 was used) and the circular shape of the crater in vector geospatial format. A key requirement is the spatial referencing of the two data layers in the same coordinate system.

11. The proposed software solutions allow different types of machine learning models and the determination of the belonging of a height profile to one of the three classes – without landslide, with landslide or deformed.

CHAPTER THREE. A MODEL FOR IDENTIFYING AND LIMITING THE IMPACT OF SPECIFIC LANDSLIDE PROCESSES ON CRITICAL INFRASTRUCTURE USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

By solving the third research task, the ultimate goal of the dissertation is achieved. The research in the third chapter is focused on the possibilities of improving the methodology for studying landslide processes on the lunar surface and limiting their impacts on the critical infrastructure of the Moon through the applicability of artificial intelligence algorithms (Fig. 3.1.)



Figure 3.1. Artificial intelligence and its subsectors

Artificial intelligence is the general name for all algorithms that can make decisions based on data analysis²⁰. Artificial intelligence algorithms are widely applicable and lead to very satisfactory results when applied to solving problems with a large set of input data, when there is no pre-established decision-making model, or when precisely such a model is too complex for traditional methodologies. Machine learning comes in two varieties – supervised and unsupervised learning. Algorithms can be for classification, regression and others. For the purposes of the dissertation, supervised learning algorithms were used for classification. It requires a set of data that is pre-defined into the classes for which the model is being made. Our proposed model is for binary and multi-class classification. In the binary classification, there are two classes (C0 and C1) - elevation profiles without landslides and those with landslides, and in the multi-class classification - C0, C1 and C2, where the deformed EPs are added. This trained data is fed in and the model is trained on it, then the “learned” is applied to other previously unused case studies. In training these algorithms there is a danger of overfit learning, i.e. the model learns very well the characteristics of the training data and their belonging to the corresponding class, but fails to apply what it has learned when it has to make a classification of data that has not been used so far. In unsupervised algorithms, the input data are fed without their classes being determined in advance. The algorithm itself determines the classes and data belonging to them.

According to the specified characteristics, three models are proposed - one based on the "decision tree" approach and two based on the algorithms of artificial neural networks.

²⁰ A. Géron, Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. O'Reilly Media, Inc., 2019.

The "Random Forest" model ²¹(Fig. 3.2.) is built on the principle of a forest of decision trees and is proven in many different areas of use due to the fact that the algorithm is resistant to "overfitting" and accordingly, this phenomenon is rare. It is also used in landslide susceptibility mapping²².

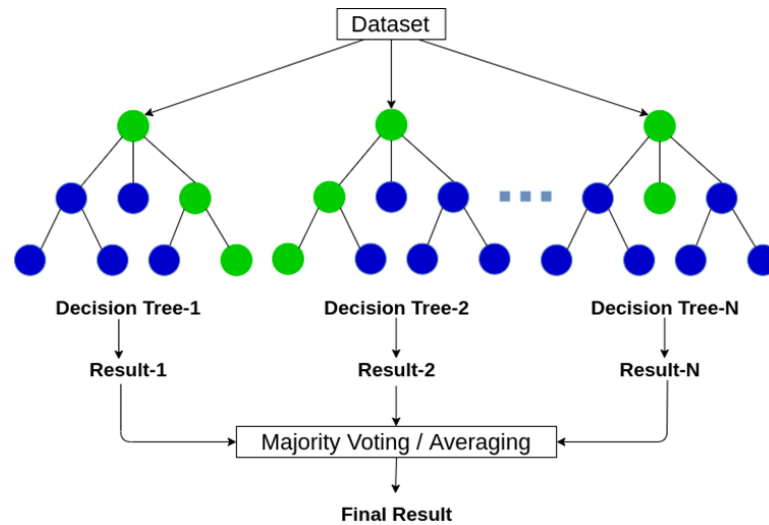


Figure 3.2. Decision tree forest diagram (source: analyticsvidhya.com)

The architecture of models based on artificial neural network algorithms depends on the problem to be solved. The movement of the calculation can be different - forward, backward and others. These models represent a network of neurons (connections), which are in nature simple computations connected in a network. For each neuron, the equation weights are calculated. Neurons are distributed in "hidden" layers that are also connected to each other. For the purposes of the dissertation, the construction of networks with forward calculations was used, and on this basis, a Multi-layer Perceptron Networks model and a Deep Learning model were proposed. The first represents simplified networks with not many layers and neurons. They usually consist of one input layer, hidden layers, and one final threshold layer. A simplified example of a neural network is shown in Figure 3.4.

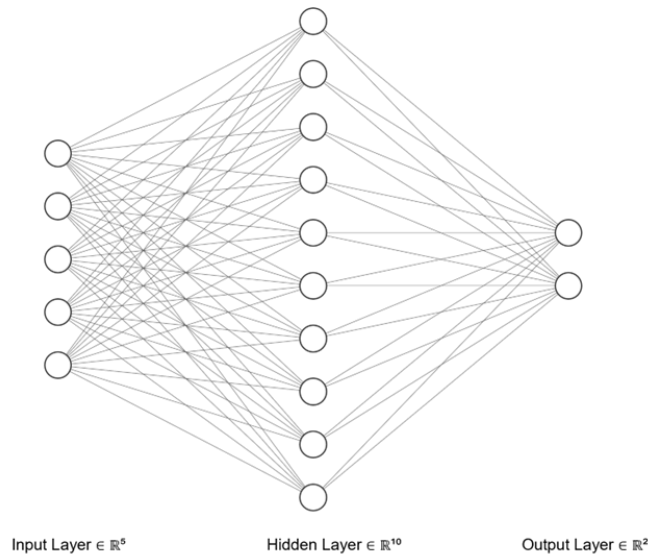


Figure 3.4. A neural network with one input layer, one hidden layer with 10 neurons, and an output layer with two neurons

In general, the structure of neural networks is much more complex - they have more layers with neurons, and the second model based on artificial neural networks is built on this basis. This

²¹ Breiman, Leo. "Random forests." Machine learning 45, no. 1 (2001): 5-32.

²² Yordanov, V. and Brovelli, M.A., 2021. Application of various strategies and methodologies for landslide susceptibility maps on a basin scale: the case study of Val Tartano, Italy. *Applied Geomatics*, 13(3), pp.287-309.

model is usually considered a deep network when more than two hidden layer and from here it is called Deep Learning. For most neurons, more model parameters are obtained and at the same time many times more neuron parameters are calculated. This is for the purpose of obtaining a higher precision of the applied algorithms (Figure 3.5.).

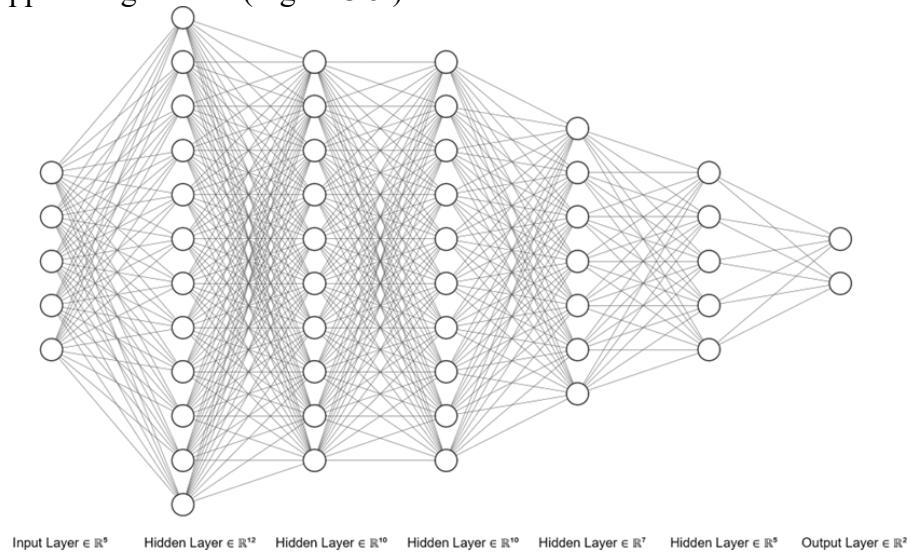


Figure 3.5. A deep neural network with five hidden layers

Building the models is one task. The other is their validation, the effects of which depend on the chosen metrics depending on the problem under study. Improperly chosen metrics can lead to false security caused by high values that are actually wrong. This is a very important step especially when considering problems in which the phenomenon expresses an unbalanced character, i.e. one class is available in times more than the other. Such is the case with terrains affected by landslides on Earth, these are phenomena that are spatially rare compared to terrains that are not affected by landslides. For this reason, a detailed analysis of the potential and appropriate metrics that can be used in analyzing landslides²³ has been done. In this work, balanced accuracy is mainly applied, because it is not affected by the unbalanced effect of the input data. Accordingly, a review was made of the results of an analysis of the residuals of approximation of the Chebyshev coefficients based on the application of 51 craters - 31 are already classified with landslides^{2,3} and 20 additional specimens with the aim of expanding the class of craters without a landslide. The total sum of the extracted cross-section profiles in the four directions is 204. Through visual recognition, the cross-sections are classified as “with landslide” and “without landslide”, 65 and 139, respectively. Thus, the proposed threshold criteria are tested not only for detection of asymmetry in cross-sectional profiles, but also to determine profiles that do not produce landslides. Two threshold criteria are also proposed - an adaptive criterion and an absolute one. Both are designed to analyze the resulting residuals, specifically their standard deviation. For this purpose, the better tool for analyzing standard deviations is its root mean square (RMS). Again, the coefficient "k" is introduced, where $k = 0.8 \div 1.35$. The kRMS criterion is a logical choice because it varies between cases, and in this study it is independent for each impact crater analysis. While the threshold of the absolute value of the standard deviation of the residuals sets the same conditions for all cases studied. Nevertheless, values from 100 to 170 meters per 10 m were chosen to be tested as a criterion of the absolute value of the standard deviations. During analysis, odd properties are noted in the threshold criteria used, resulting in both having opposite effects. In the first case, low threshold values can be obtained, which leads to inaccurate measurements. On this basis, "no landslide" profiles are classified as "with landslides". Another possible effect is to obtain values that are too high, which may increase the risk of missing

²³ V. Yordanov и M. A. Brovelli, „Comparing model performance metrics for landslide susceptibility mapping“, 2020, том 43, 6p. B3, стр. 1277–1284. doi: 10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-1277-2020.

"landslide" profiles and misinterpreting them as "non-landslide". Nevertheless, verifying the results is recommended. The results of this study are summarized in tabular form, where the profiles are divided into those with landslides (total 65 sections) and without landslides (139). A further division was made by introducing cases with "true" detection of mass movement characteristics and "false" - the threshold value is too high and no landslide is detected. On the other hand, a "no landslide" section classified as "true" means that the standard deviation of the profile did not reach or exceed the threshold value, which is a correct classification. In some cases, the adaptive or absolute values are low and landslide detection may appear when in reality it is not present. Through the graphical visualization of the results, the opposite effects of the applied threshold methods are visible. As the threshold values increase, the percentage of "landslide" profiles that are correctly detected decreases (orange line) and that incorrectly detected increases (gray line). Nevertheless, the best result in the identification of landslides with the implemented adaptive method - in the case $k = 0.8$, means that 83.1% (54) of the profiles "with landslides" are correctly identified. On the other hand, adopting an absolute value criterion increases even more the percentage of successfully identified cross-section profiles "with landslides", obtaining results of 87.7% correctly interpreted standard deviations, with a threshold value of $s = 100\text{m}$. The landslide detection techniques proposed subsequently improve the previously obtained results. The average absolute value used as a criterion for the odd Chebyshev coefficients is more than 12% correctly identified profiles where a landslide is detected. It should be noted that the results should always be verified by visual interpretation or if multispectral images are available.

In the visualization of the extended application of the analysis of approximation residuals through the Chebyshev coefficients, the applicability of an adaptive and fixed threshold criterion was investigated - application of Group II extended cases. This is also necessary due to the fact that it is not possible to determine a stable threshold discriminative criterion that can assign EP to one of the possible classes (C0 or C1) with a high degree of precision. Therefore, the preliminary analyzes are deepened with an additional number of cases, referring to a hypothesis that the application of more cases leads to a definitive choice of threshold criterion, regardless of whether it is of the adaptive or fixed type. For this reason, the binary case studies of Group II were used. This group represents EPs extracted from 895 craters, with the angle between them being 45° , therefore the total number of EPs is 3,580, distributed respectively in C0 3,791 and in C1 1,579 elevation profiles, which were previously manually assigned to the respective class. The following values were used for potential threshold criteria, respectively of type: Adaptive - $k\text{RMS}$, where $k = 1, 1.2, 1.5$ and 2 . and Fixed - k , where $k = 30, 50, 100, 110, 120, 130, 140, 150$ and 170 . The presented summary metrics show that, based on the proposed discriminative threshold criteria, a threshold cannot be determined that separates the two classes with high precision, which turns out not to be the best feature in this case due to the large imbalance between classes of classified data. Therefore, it is appropriate to use balanced accuracy as a metric. In Figure 3.8. the balanced accuracy values for each of the potential threshold criteria are shown.

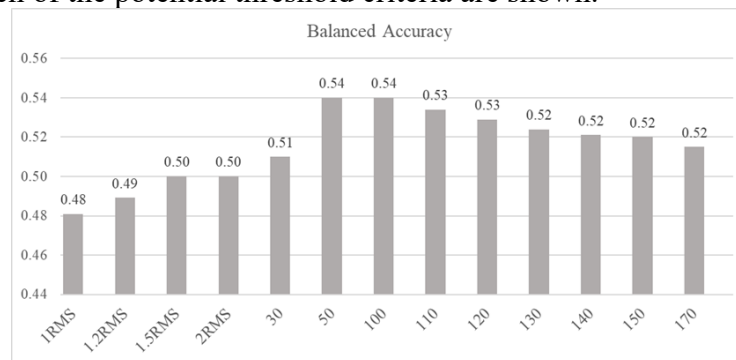


Figure 3.8. Balanced accuracy values according to each threshold criterion applied

It is noteworthy that when using an adaptive criterion, the final balanced accuracy is at the threshold of 0.5 and below this value, i.e. it can be assumed that when applying this threshold, the possibility of correctly classifying the EP is at random. It also shows the probability that a

classification is correct, namely when it is 50%. These indicators cannot be accepted as successful and applicable in the future. Interestingly, these observations coincide with the results obtained in the initial application of this methodology (on 51 craters). On the other hand, using fixed criterion values resulted in a higher balanced accuracy < 0.5 , indicating that each of these applied threshold criteria performed better in discriminant analysis than the adaptive ones. The best results are seen at a value of 50 and 100, with a smooth decrease in accuracy as the threshold value increases.

To determine which of the two values does the job better, it is necessary to consider the other metrics (Figure 3.9). In this case, Kappa and F1 at a threshold criterion of 100 are higher than those of 50, as well as those of Precision. Therefore, the choice of a fixed threshold criterion of 100 leads to the best results of those presented so far, confirming the conclusions of the previous application of this methodology with 51 craters.

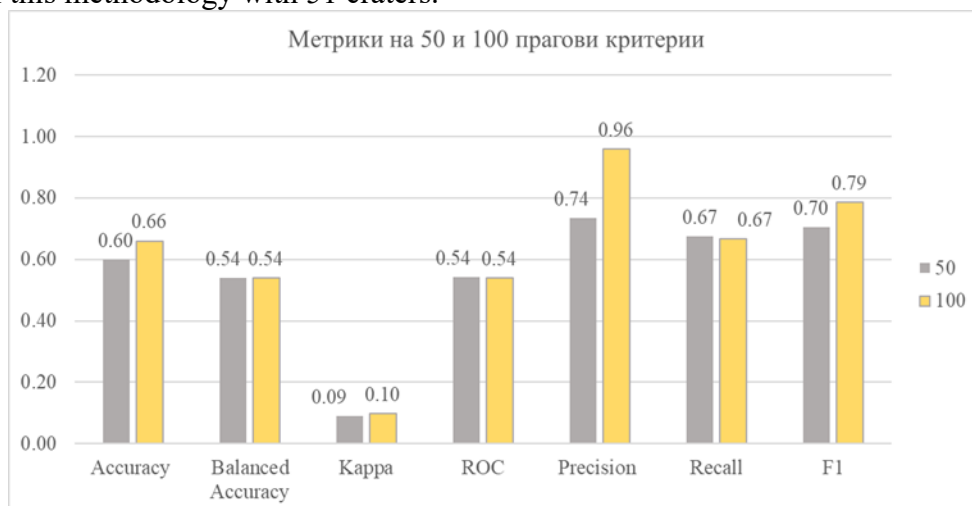


Figure 3.9. Comparison of discriminant metrics

The obtained results are interesting in themselves and deserve a brief analysis of the approximation to determine why these threshold criteria cannot achieve high accuracy in distinguishing the two classes. In Figure 3.10, samples of the EP approximation with odd Chebyshev coefficients are presented, with the minimum and maximum values of the approximation noted.

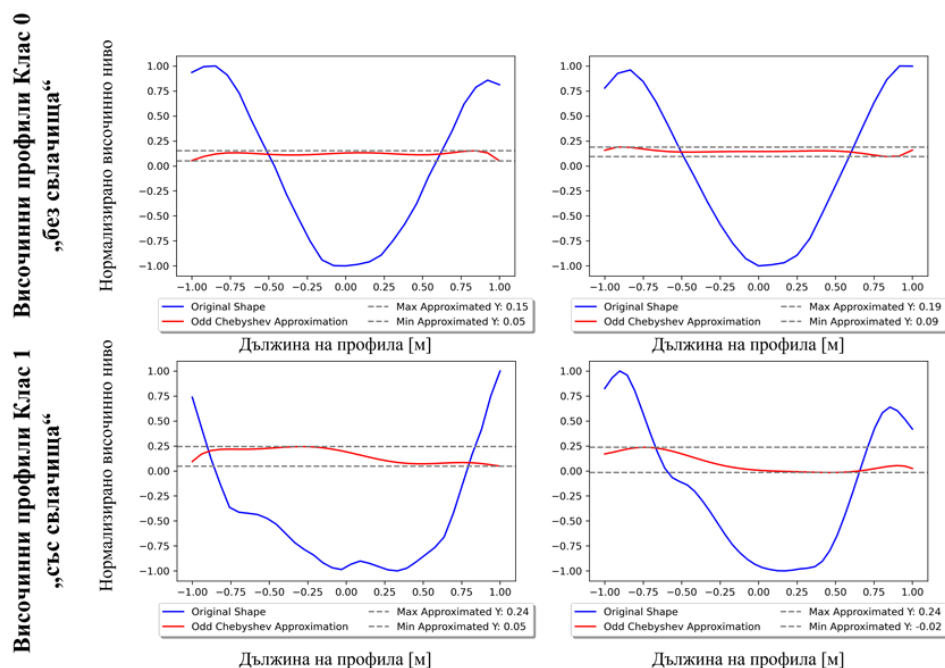


Figure 3.10. Approximation by the odd Chebyshev coefficients, with the minimum and maximum values of the approximation noted

In this case, a representative sample of the approximations is presented and shows a phenomenon that may explain why it is difficult to make it precise. Unlike theoretical models of EPs and their approximation, in reality craters are not always perfectly symmetrical when talking about unchanged initial EPs, on the contrary, there are always minor elements that break the perfect symmetry. Therefore, an approximation with the odd coefficients, except for theoretical crater shapes with perfect symmetry, very rarely shows values and their standard deviation residuals equal to zero. Therefore, even with broken symmetry due to slope collapse, the case can be reached when the values for the two classes (C0 and C1) are very close. This, in turn, makes it difficult to define a threshold criterion, which makes it necessary to resort to complex, perhaps non-linear algorithms for classification. At the same time, it is important to do an exploratory analysis of the Chebyshev coefficients in order to make good hypotheses on which to base the choice of a classification algorithm. The fact that the results and conclusions of the two applications of the proposed methodology coincide is a good indicator, on the one hand, of the validation of the methodology, and on the other hand, of the consistency of the obtained results. At the same time, these results show that the proposed threshold criteria cannot classify the submitted data with high precision. Looking at the obtained metrics, it is found that the success rate in most cases is slightly above 50%, in the best case 54%, which is an extremely unsatisfactory result. The reason is the presumption of such methods that, once validated, they are used to classify datasets for which there will be no validating values, and any user using this method must trust the final result. This is an indicator that efforts should be directed to other methods that can discriminate the submitted Chebyshev coefficients and can determine with great accuracy the EP belonging to one of the classes (C0 or C1). For this and in the following parts of this chapter, the results of the application of methods related to Artificial Intelligence algorithms are discussed, which aim to achieve high classification accuracy and provide the possibility of confidence in their final results. For this purpose, an exploratory analysis of the Chebyshev coefficients was carried out, the first step of which was a descriptive analysis of the input data. For this purpose, the data from Group III, containing both classes C0 and C1, were selected. Their choice is justified due to the amount of case studies that the set contains. For a more comprehensive analysis, all calculated coefficients of the Chebyshev polynomials are included. Besides a statistical analysis of the coefficients, it is also necessary to analyze the correlation between the individual coefficients (Figure 3.11.).

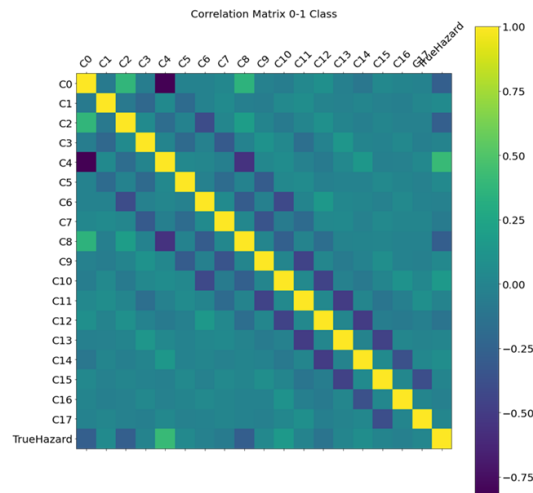


Figure 3.11. Correlation matrix of coefficients

The conclusions that follow from the presented matrix are: The coefficients with a lower rank (up to C08) have the greatest influence on the EP class (represented with the general name TrueHazard); The highest correlation between the coefficients is found internally in the two groups (even and odd), but this is expected, since it is one of the main characteristics of Chebyshev polynomials; C4 has the largest positive correlation in relation to C0 or C1; The biggest negative correlation is between C0 and C4. The comparability of the distribution of all coefficients between them is visualized with a figure in pairs (Figure 3.12.), but since it is very large for all coefficients, only the first six coefficients are presented.

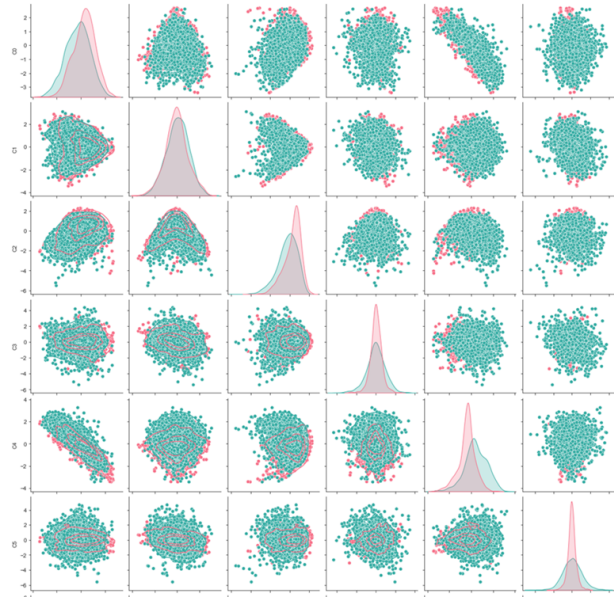


Figure 3.12. Pairwise distributions of the Chebyshev coefficients relative to profile classes C0 and C1

It is noteworthy that the values of the coefficients overlap regardless of the EP class. In order to more thoroughly clarify the situation with the input data and to be able to choose a suitable classification algorithm, the main components were also analyzed, with the result of which only the most important and influencing coefficients were separated (Figure 3.14.). EP class C3 is also included in this analysis.

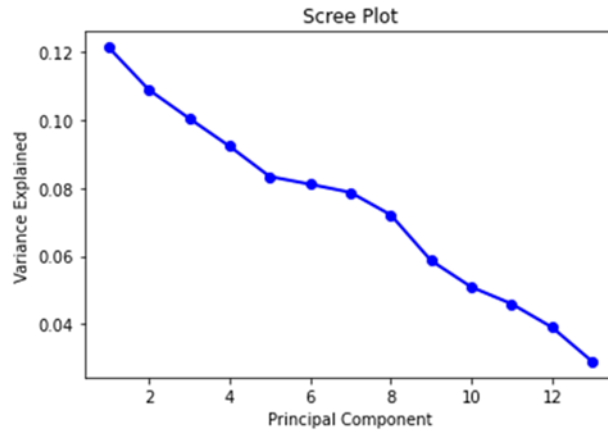


Figure 3.14. Importance of components according to the variance of their values.

Given that as a result of the applied analysis of the principal components and their sorting by importance, no clearly expressed principal components were found to distinguish the main Chebyshev coefficients. Therefore, in the following applications, only the odd or all coefficients are used to visualize the models based on the artificial intelligence algorithms.

To visualize the results of a Random Forest algorithm, multiple iterations are made to define the optimal parameters to produce the best results. In the following parts, only the most successful ones are presented. As with other applications, two models are trained with the algorithms according to the type of classification - binary (only for EP class C0 and C1) or multiclass (C1, C2 and C3). As a set of data, those of Group II and III were used, but since the use of the data of Group II did not allow us to obtain satisfactory results, they were excluded, and for this reason the results for them are not discussed, only those for Group III. To define a Random Forest model, after optimization iterations, the following parameters were reached: Number of estimators ("trees in the forest") - 10,000; Maximum tree depth - 1,000; Minimum number of splits - 10; Criterion - entropy; Out-of-the-Bag - Yes. The split ratio of the input dataset into training and testing is 70:30. Accordingly, the reported error matrices with the training and test set based on the binary classification are shown in Tables 3.4. and 3.5.

Table 3.4.
Error matrix – training

Матрица на грешките	K0	K1	Accuracy	Balanced Accuracy	Precision	Recall	F1
K0	1762	14	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
K1	15	1760					

Table 3.5.
Error matrix – testing

Матрица на грешките	K0	K1	Accuracy	Balanced Accuracy	Precision	Recall	F1
K0	394	49	87.00	0.87	0.89	0.85	0.87
K1	69	375					

The analysis of the results thus obtained gives grounds for the statement that the model is trained very well and knows how to recognize and classify EPs in the correct classes. On the other hand, with the application of the test data set, the results slightly deteriorate, which is generally normal, but the difference between the two results seems slightly larger, which suggests an "overfitting" of the training data and difficulty in classifying unseen to now EPs.

When testing based on multi-class classification, the error matrices are shown in Tables 3.6 and 3.7.

Table 3.6.
Error matrix – training

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	1732	22	22	0.94	0.98	0.96	0.96
K1	66	1679	31	0.97	0.95	0.96	
K2	46	35	1694	0.97	0.95	0.96	

Table 3.7.
Error matrix – testing

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	356	62	25	0.80	0.80	0.80	0.72
K1	75	272	97	0.63	0.61	0.61	
K2	16	97	331	0.73	0.75	0.74	

Similar to binary classification, multiclass classification also shows very good results with class recognition during the training period, even with minor errors. But problems occur in the testing process when the belonging class of some new EP needs to be predicted. In order to overcome the indicated gaps of the two classification variants, the algorithms for Artificial Neural Networks have been applied.

When using the algorithms of Artificial Neural Networks, two models are also trained according to the type of classification - binary (only for C0 and C1 EP classes) or multiclass (C1, C2 and C3 EP classes). Group II and III were used as the data set, and similar to the previous model, the use of Group II data did not lead to satisfactory results, and therefore no results were included for them. The results discussed are for Group III only. To define a Multi-layer Perceptron Networks model, after optimization iterations, the following parameters were reached: Number of neural layers – 7; Neurons according to layers - 2056,1028,512,256,128,64,32; Activation function – ReLu; Maximum number of iterations – 1,000; Criterion – entropy; Learning rate - adaptive. The ratio for splitting the input data set into training and testing is 70:30. The visualization is shown in Fig. 3.15.

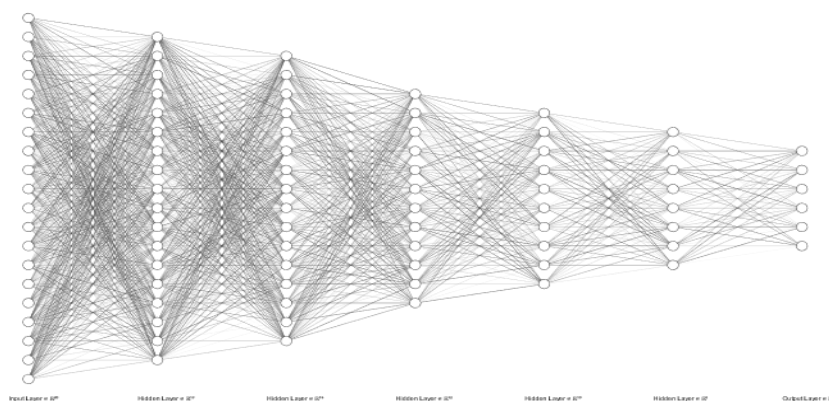


Figure 3.15. Scaled model of selected neural network (x 0.1)

The results of binary classification error testing are shown in Tables 3.8. and 3.9.

Table 3.8.
Error matrix – training

Матрица на грешките	K0	K1	Accuracy	Balanced Accuracy	Precision	Recall	F1
K0	1549	227	87.00	0.87	0.87	0.87	0.87
K1	239	1537					

Table 3.9.
Error matrix – testing

Матрица на грешките	K0	K1	Accuracy	Balanced Accuracy	Precision	Recall	F1
K0	365	78	82.00	0.82	0.82	0.82	0.82
K1	82	362					

With the resulting classification from MLP, it can be seen that the model is very stable compared to Random Forest. Even if the results are slightly lower than the previous model, MLP manages to better classify the test data.

The results of error testing – training and testing, based on multi-class classification, are shown in Tables 3.10 and 3.11.

Multi-class classification

Table 3.10.
Error matrix – training

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	1701	63	12	0.94	0.96	0.95	0.92
K1	82	1614	80	0.87	0.91	0.89	
K2	36	181	1558	0.94	0.88	0.91	

Table 3.11.
Error matrix – testing

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	357	75	11	0.79	0.81	0.80	0.70
K1	73	295	76	0.58	0.66	0.62	
K2	23	139	282	0.76	0.64	0.69	

The data indicate that the multi-class processing model exhibits clear characteristics of a model that "overfits" the training data and cannot handle new cases. In this case, the difference between the precision is more than 20%.

Group III dataset with all three classes (K0, K1 and K2) were used in the application of deep learning algorithm, as these models have been proven with their high success rate.

Establishing a Deep Learning-type model is not as straightforward as the previous ones, since they can structure different types of neural networks and, in addition, the defining parameters are much more. This is the reason to focus on the model with the best success rate. The design used contains four hidden “dense” layers with 256,32,32 and 3 neurons respectively. Before the hidden layers there is one whose purpose is to normalize the input data. After each hidden layer, a ReLu activation function is placed, the last one being softmax.

The results of training the model using the training data set (70% of the entire set) are shown in Table 3.12.

Table 3.12.
Error matrix – training

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	1462	39	6	0.94	0.97	0.95	0.95
K1	84	1354	42	0.94	0.91	0.93	
K2	9	41	1425	0.97	0.97	0.97	

The error matrix from the test run with the remaining 30% of the data set can be traced from Table 3.13.

Table 3.13.
Error matrix – testing

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	663	44	6	0.91	0.93	0.92	0.90
K1	59	629	52	0.87	0.85	0.86	
K2	10	49	686	0.92	0.92	0.92	

The conclusion is that the use of the variant of the deep learning algorithms leads to the optimal results of those applied so far. The training results show that the model has "learned" the differences between the different classes to a high degree, but the main thing is visible in Table 3.13. It shows that this version of the model, in addition to being well trained, is able to determine with great accuracy the class of input data that has not been used in the model so far. Due to the very good performance of the deep learning model, it is accepted as the final one that can be used for "production", i.e. to be used to classify craters for the purpose of mapping and completing an inventory map. To this end, a final iteration was made to classify the Group III data and the results were used to construct a map. The final error matrix is presented in Table 3.14.

Table 3.14.
Error matrix – Group III

Матрица на грешките	K0	K1	K2	Precision	Recall	F1	Balanced Accuracy
K0	2125	83	12	0.93	0.96	0.94	0.93
K1	143	1983	84	0.92	0.89	0.91	
K2	19	90	2111	0.95	0.95	0.95	

It makes sense that the metric values here are averaged and higher than the test ones because the training data is also included. On this basis, the next step is to connect the source data to the geo-referenced locations of the VP and to compile the map, on which basis the software solution is developed.

The final software solution has seven main steps that are developed as separate scripts. The entire structure of the software solution is depicted diagrammatically in Figure 3.17. A separate element represents a specially developed software solution in the Python environment, apart from those with mentioned names of the libraries used. Based on the developed software solution in the Python environment, the appearance of the inventory map of landslides in the lunar craters obtained by us through Deep Learning is shown in Fig. 3.18 in ready finished form.

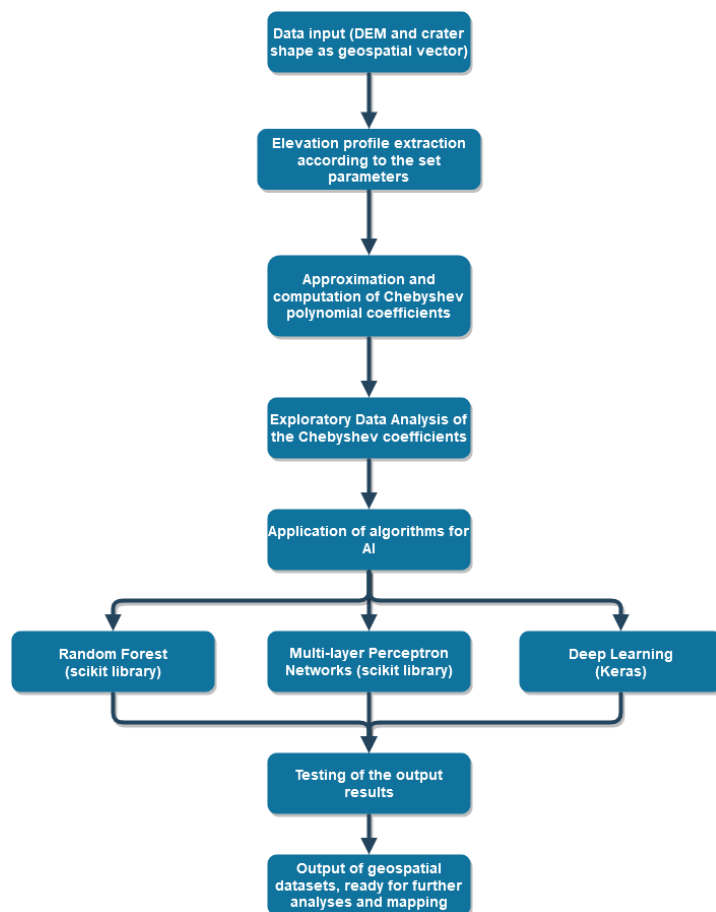


Figure 3.17. Structure of the software solution

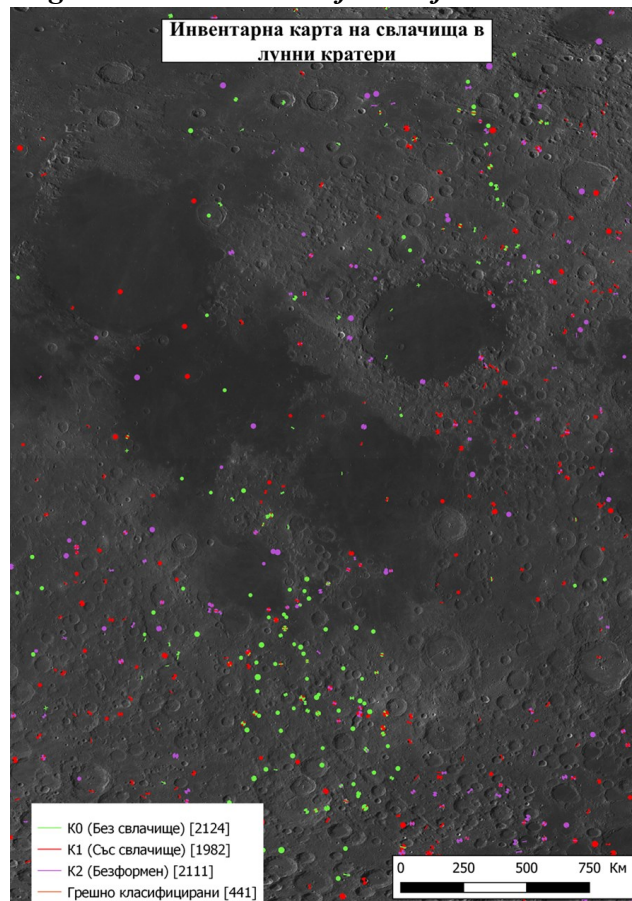


Figure 3.18. An inventory map of landslides in lunar craters

CONCLUSIONS FROM CHAPTER THREE.

1. The choice of machine learning models (supervised or unsupervised) used for classification or regression allow the processing of a huge data set, the development of complex models with multiple parameters and the achievement of highly accurate final results.

2. The adapted three models for guided machine learning (Random Forest based on the principle of "decision trees", where the final result is based on the decisions of all modelled trees (majority principle) and the two based on artificial neural networks - multilayer perceptron networks and deep neural networks) allow overcoming the lack of high precision for the classification of height profiles according to the presence or not of a landslide body of the previously proposed adaptive and fixed threshold criteria.

3. To validate the classification models, a methodology based on the metrics that allow balanced accuracy is proposed. Since terrains affected by landslide processes are spatially rare compared to terrains that are not affected by landslides. Thus, the proposed balanced precision is not affected by the unbalanced effect of the input data.

4. The created machine learning models are based on the used elevation profiles from Group III, and for each algorithm (Random Forest, multilayer perceptron networks and deep neural networks) one model was compiled for binary (C0 and C1 EP classes) and multiclass (C0, C1 and C2 EP classes) classification.

5. The results when applying a "decision trees" type model show very high and satisfactory values of the evaluation metrics, but the large difference between the metric values of the training and test phase shows that the model tends to "overfit" the training data and when classifying new data creates difficulties for precision and efficiency of results.

6. The models based on the application of multilayer perceptron networks and deep neural networks have higher values of the evaluation metrics and with them overcome the so-called "overfit" of the models.

7. The created model by deep neural network for multi-class classification, estimated with 95% accuracy in the training stage and 90% in the testing stage, is the most accurate of the applied ones and allows its application to prepare an inventory map of landslides in lunar craters.

GENERAL CONCLUSIONS.

1. The researched legislative and regulatory framework of the Republic of Bulgaria and the European Union, regulating the characteristics, methods and regulations for determining critical infrastructure on Earth, was used as a basis for the study of outer space and their adaptation to other planets.

2. On the basis of determining the factors for potential critical infrastructure on Earth, the lunar surface has been studied and analogous system categorizations have been proposed, correspondingly, potential landslide processes on the Moon threatening their functioning have also been studied, which differ in triggering factors, such as meteorite collisions and moonquakes are important.

3. The variety and degree of landslide processes necessitates the application of appropriate methodology for recognition, mapping and preparation of a comprehensive lunar inventory of landslides.

4. Chebyshev polynomials were used for the interpolation of the cross-section profiles of the lunar crater, which, due to their orthogonal properties and low approximation error, allow obtaining a parametric characteristic as a basis for classifying different morphological forms.

5. The application of the polynomial approximation by the Chebyshev polynomials allows the calculation of the transverse profiles of the lunar crater based on statistical tests of the results obtained during the calculation by the method of least squares. The presence of landslides in lunar craters was investigated by analyzing the contribution of the odd coefficients of the estimated Chebyshev polynomials, which represent the asymmetric component of the cross-section. In the case of a landslide in a impact crater, the original shape of the crater is modified by adding an asymmetric component.

6. Based on testing on 51 craters, a method for recognition of landslides in craters was applied, and the proposed threshold criteria for determining asymmetric shape lead to a high percentage of unrecognized symmetric profiles. For this reason, extended testing was done on a new set of craters (895) to determine a more robust threshold criterion to allow the two classes of height profiles to be correctly defined.

7. The results of the extended application of an adaptive and fixed threshold criterion do not allow for the decisive determination of a threshold value for unchanged profiles, which necessitated the creation of models for determining non-linear threshold values by means of "artificial intelligence" type algorithms for machine learning.

8. Three types of machine learning algorithms have been implemented - one based on the principle of decision trees ("Random Forest") and two on the principle of artificial neural networks (Multilayer Perceptron Networks MPM and Deep Neural Network), which show very high classification values after the training phase.

9. The created model of the principle of deep neural networks, with established close differences in accuracy metrics between the training and testing phases, was used to prepare a landslide inventory map in the selected lunar region (-90°E to 0°, 60°N to - 60°S).

10. The classification of elevation profiles into only two classes ("with landslide" and "without landslide") is supplemented by a third class of "deformed" height craters.

CONCLUSION:

The moon is the closest cosmic body, which provokes the interest of scientists for numerous observations and studies. This interest is also strengthened by the development of satellite and information technologies, allowing the provision of a huge amount of geospatial data, necessary for numerous scientific studies of a different nature. Space agencies continue to develop various space missions to build permanent lunar bases for scientific research and mineral mining. In parallel with this, the lunar surface is exposed to a high risk of destructive processes, which necessitates their preliminary extensive study with countermeasures and protective systems. Among these destructive processes taking place on the lunar surface, the specific landslide processes that form in the cavities of meteorite craters stand out. This is the reason why the present work focuses on these specific geological processes on the lunar surface, creating a scientific and scientific-applied methodology for their detection, mapping and inventory.

Despite numerous plans and analyses of necessary infrastructure to maintain favourable conditions for a permanent human presence on the lunar surface, no clearly defined concept of critical infrastructure on the Moon has been established to date. Primarily, different studies have a different focus on the functioning of such structures. In support of filling this scientific deficit is the current dissertation, which presents a methodology for exploratory analysis for the definition of critical infrastructure on Earth according to the existing regulatory framework, on the basis of which the main principles and characteristics are adapted to the outlined potential infrastructures of the Moon.

The proposed methodology for identifying landslide bodies in impact craters is sufficient to make a complete inventory of the lunar surface, which in turn creates opportunities for additional analyzes to map the susceptibility of the lunar surface to landslides. This is only the initial step in determining the risk zones on the Moon, which is of utmost importance in the planning and deployment of critical infrastructure for future human bases, as disrupting the integrity or functionality of just one could endanger the health and life of every human being on the Moon. Thus, the proposed adaptation of the methodology would be useful from another aspect - the determination of the boundaries of the landslide body and its dimensions and volume. However, it cannot be used to precisely determine the location of the landslide body, because it only shows that the elevation profile shows signs of asymmetry, but without specifying on which side of the EP the deformation is. It is this limitation that can be the goal of future and subsequent research, and one of the solutions to this problem can be the adaptation of the proposed models (deep learning) on a spatial image, and not on a elevation profile as it is now.

SCIENTIFIC AND SCIENTIFICALLY APPLIED RESULTS AND CONTRIBUTIONS

Scientific:

1. The theoretical positions related to the conceptual framework and methodology for the study of specific processes of the lunar space and the risks for the critical infrastructure of the Moon are further developed.

2. The methodology based on Chebyshev polynomials for studying the specific landslide processes and limiting their impact on the critical infrastructure of the Moon has been enriched.

3. New knowledge was generated by creating a new methodology based on artificial intelligence to study and analyse specific landslide processes on the lunar surface, and a third class of "deformed" height profiles of landslide processes was discovered.

Scientific and applied:

1. A model based on the principle of decision trees ("Random Forest") algorithm is proposed for the recognition and limitation of landslide processes on the lunar surface.

2. A model has been developed based on the Multilayer Perceptron Networks (MPN) algorithm for extended study of landslide processes on the Moon with proven high values of training and test data, but some of them admitting the character of "overfitting".

3. A model based on algorithms for Artificial Neural Networks - Deep Learning (Deep Learning) was created, with a success rate in revealing landslide processes on the lunar surface, with proven accuracy and optimality for establishing the class of submitted data, unused by the previous two the model and on the basis of which an inventory map of landslides in lunar craters was made.

PUBLICATION LIST:

In peer-reviewed referenced journals				
Yordanov, V., Brovelli, M.A.	Comparing model performance metrics for landslide susceptibility mapping	International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives	2020	10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-1277-2020
Scaioni, M., Yordanov, V., Brunetti, M.T., Melis, M.T., Zinzi, A., Kang, Z., Giommi, P.	Recognition of landslides in lunar impact craters	European Journal of Remote Sensing	2018	10.1080/22797254.2017.1401908
Yordanov, V., Scaioni, M., Brunetti, M.T., Melis, M.T., Zinzi, A., Giommi, P.	Mapping landslides in lunar impact craters using Chebyshev polynomials and DEM's	International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives	2016	10.5194/isprsarchives-XLI-B6-17-2016
In non-referenced journals				
Yordanov V.	Common meteorite craters: are only symmetric elevation profiles found in them? Analysis of observed shapes in craters with diameters between 10 and 20 km	Proceedings of the scientific conference "Near space - a common goal" May 10-11, 2022	2022	ISSN 2815-3510 Print, ISSN 2815-3529 CD, стр. 171-180 (in Bulgarian)
Yordanov V., Dolchinkov N.	Initial studies of potential lunar critical infrastructure based on national and international regulations	Proceedings of the scientific conference "Near space - a common goal" May 10-11, 2022	2022	ISSN 2815-3510 Print, ISSN 2815-3529 CD, стр. 160-170 (in Bulgarian)