

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу
Міністерство освіти і науки України

Факультет природничих наук
Кафедра нафтогазової геофізики

Заріцький Сергій Сергійович
(прізвище, ім'я, по батькові)

УДК 550.837
(індекс)

МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

Застосування нейромережових технологій для прогнозування параметрів
геоелектричного розрізу на прикладі Бережанської площі
(назва роботи)

Геофізика

(назва освітньої програми)

103 Науки про Землю

(шифр і назва спеціальності)

С.С. Заріцький

(підпис, ініціали та прізвище здобувача освітнього ступеня)

Науковий керівник Багрій Ігор Дмитрович, д.геол.н. професор

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Допущено до захисту

Завідувач кафедри

В. В. Федорів

(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

Рецензент

(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

Робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Івано-Франківськ – 2025 р

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

(повне найменування закладу вищої освіти)

Факультет природничих наук

Кафедра нафтогазової геофізики

Освітній рівень магістр

Спеціальність 103 – Науки про Землю

(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри НГГ

Федорів В. В.

« » 2025 року

**З А В Д А Н Н Я
НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТОВІ**

Заріцькому Сергієві Сергійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Застосування нейромережових технологій для прогнозування параметрів геоелектричного розрізу на прикладі Бережанської площі

керівник роботи Багрій Ігор Дмитрович, д.геол.н. професор

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом закладу вищої освіти від "04" грудня 2025 року № 751/7

2. Строк подання студентом роботи 18.12.2025р.

3. Вихідні дані до роботи 1 Літературні джерела. 2 Періодичні видання. 3 Інформація мережі інтернет.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) 1 Загальні відомості про нейромережі. 2 Модуль Neural Networks програми STATISTICA. 3 Магнітотелуричні методи при пошуках нафтогазових родовищ. 4 Інтерпретація даних магнітотелуричних зондувань з використанням нейромережових технологій

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

Презентаційна графіка

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 03.11.2025р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	<i>Загальні відомості про нейромережі.</i>	<i>03.11.25-10.11.25</i>	
2	<i>Модуль Neural Networks програми STATISTICA</i>	<i>10.11.25-20.11.25</i>	
3	<i>Геолого-геофізична характеристика площі досліджень</i>	<i>20.11.25-25.11.25</i>	
4	<i>Методика магніотелуричних досліджень</i>	<i>27.11.25-30.11.25</i>	
5	<i>Інтерпретація МТЗ з використанням нейромережевих технологій</i>	<i>01.12.25-13.12.25</i>	
6	<i>Оформлення пояснювальної записки та презентації</i>	<i>14.12.25-18.12.25</i>	

Студент _____ Заріцький С.С.
 (підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____ Багрій І.Д.
 (підпис) (прізвище та ініціали)

Анотація

Магістерська робота на тему «Застосування нейромережевих технологій для прогнозування параметрів геоелектричного розрізу на прикладі Бережанської площі» складається із трьох розділів, викладена на 69 сторінках, містить 37 рисунків, 2 таблиці.

Нейронні мережі - потужний метод моделювання, що дозволяє відтворювати надзвичайно складні залежності. Методи нейронних мереж можна використовувати в будь-якій ситуації, де вимагається знайти значення невідомих змінних або характеристик за відомими даними спостережень або вимірів. Сюди відносяться різні завдання регресії, класифікації і аналізу часових рядів.

В магістерській роботі нейромережеві технології використані для кількісної інтерпретації кривих магнітотелуричних зондувань – задачі, нелінійної за природою.

У першому розділі магістерської роботи розглянуто теоретичні основи функціонування та побудови штучних нейронних мереж, а також наведено характеристику програмного середовища STATISTICA Neural Networks, яке використано для реалізації моделі прогнозування геоелектричних параметрів.

У другому розділі магістерської роботи наведено геолого-геофізичну характеристику площі Бережани та викладено методику магнітотелуричних досліджень (МТЗ), що використовувались для аналізу геоелектричної будови розрізу.

Третій розділ присвячено кількісній інтерпретації даних магнітотелуричних зондувань для моделей геоелектричного розрізу Бережанської площі Східно-Європейської платформи за допомогою нейромережевого модуля програми STATISTICA.

В результаті виконаних розрахунків побудовано геоелектричні псевдорозрізи для 2-х моделей середовища і оцінений ефект від рифогенного комплексу, який є перспективним в нафтогазоносному відношенні.

Ключові слова: нейронні мережі, магнітотелуричне зондування, геоелектричний розріз, STATISTICA, прогнозування, нафтогазоносність.

Abstract

The master's thesis entitled "Application of Neural Network Technologies for Predicting the Parameters of the Geo-Electrical Section using the example of the Berezhanskaya area " consists of three chapters, is presented on 69 pages, and contains 37 figures and 2 tables.

Neural networks are a powerful modeling tool that makes it possible to reproduce extremely complex dependencies. Neural network methods can be applied in any situation where it is necessary to determine the values of unknown variables or characteristics based on known observational or measurement data. These include various tasks of regression, classification, and time series analysis.

In this thesis, neural network technologies were used for the quantitative interpretation of magnetotelluric sounding (MTS) curves, which represent a fundamentally nonlinear problem.

The first chapter of the thesis discusses the theoretical foundations of the functioning and construction of artificial neural networks, as well as the characteristics of the STATISTICA Neural Networks software environment, which was used to implement the model for predicting geo-electrical parameters.

The second chapter provides a geological and geophysical description of the Berezhany area and presents the methodology of magnetotelluric surveys (MTS) applied for analyzing the geo-electrical structure of the section.

The third chapter is devoted to the quantitative interpretation of magnetotelluric sounding data for models of the geo-electrical section of the Berezhany area of the East European Platform using the neural network module of the STATISTICA software.

As a result of the performed calculations, geo-electrical pseudo-sections were constructed for two environmental models, and the effect of the reef complex, which is considered promising in terms of oil and gas potential, was evaluated.

Keywords: neural networks, magnetotelluric sounding, geo-electrical section, STATISTICA, prediction, oil and gas potential.

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

КМЗХ	- кореляційний метод заломлених хвиль
МТЗ	- магніотелуричне зондування
МВЗ	- магнітоваріаційне зондування
МТП	- магніотелуричне профілювання
ТС	- метод телуричних струмів
МВП	- магнітоваріаційне профілювання
КМТП	- комбіноване магніотелуричне профілювання
ПЕО	- питомий електричний опір
E_x, E_y	- горизонтальні компоненти телуричного поля
H_x, H_y	- горизонтальні компоненти магнітного поля
f	- частота електромагнітних коливань
T	- період електромагнітних коливань
ρ_T	- уявний опір
ЕРС	- електрорушійна сила
МТЛ	- магніотелурична лабораторія
ЦЕС	- цифрова електророзвідувальна станція
НК	- тип чотиришарового електричного розрізу
ANS	- Автоматизований Нейромережевий Пошук (Automated network search)
CNN	- Користувацькі Нейронні Мережі (Custom Neural Networks)
MLP	- мережі багат шарового персептрону
RBF	- мережі радіальних базисних функцій

ЗМІСТ

Вступ.....	9
1. Загальні відомості.....	11
1.1. Нейромережеві технології.....	11
1.2. Модуль Neural Networks програми STATISTICA.....	13
2. Магніотелуричні методи при пошуках нафтогазових родовищ.....	16
2.1. Геолого-геофізична характеристика площі досліджень.....	16
2.2. Методика магніотелуричних досліджень.....	21
3. Інтерпретація МТЗ з використанням нейромережевих технологій.....	26
3.1. Моделювання і підготовка даних для кількісної інтерпретації кривих МТЗ.....	26
3.2. Створення нейронних мереж для прогнозування параметрів геоелектричного розрізу.....	36
3.3. Кількісна інтерпретація кривих МТЗ.....	54
Висновки.....	66
Список використаних джерел.....	68

Вступ

Сучасний етап розвитку геофізичних досліджень характеризується активним упровадженням інтелектуальних інформаційних технологій у процеси обробки та інтерпретації даних. Зокрема, у геоелектричних методах, що широко застосовуються під час пошуків, розвідки та моніторингу родовищ корисних копалин, дедалі більшого значення набуває використання нейромережових підходів для підвищення точності та автоматизації прогнозування параметрів геологічного середовища.

Традиційні методи інтерпретації даних електророзвідки базуються на аналітичних або емпіричних моделях, що часто мають обмежену здатність відтворювати складні нелінійні залежності між вимірними електричними параметрами та фізичними властивостями гірських порід. Це зумовлює невизначеність при визначенні геоелектричних параметрів, особливо у складних геологічних умовах. Натомість нейромережові технології, як частина штучного інтелекту, здатні навчатися на великих масивах даних, виявляти приховані кореляції та створювати узагальнені моделі, що підвищують достовірність інтерпретації.

Актуальність теми зумовлена потребою підвищення ефективності геофізичних досліджень, скорочення часу інтерпретації даних і зниження суб'єктивності експертних оцінок. Використання штучних нейронних мереж у задачах прогнозування параметрів геоелектричного розрізу дозволяє розробляти адаптивні моделі, здатні до самооновлення на основі нових даних і придатні для застосування у комплексних геофізичних системах.

Мета магістерської роботи полягає у розробленні та апробації нейромережової моделі для прогнозування параметрів геоелектричного розрізу за результатами магнітотелуричних досліджень.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі основні завдання:

1. Проаналізувати сучасні підходи до обробки та інтерпретації геоелектричних даних.

2. Вивчити існуючі нейромережеві архітектури, придатні для розв'язання регресійних задач у геофізиці.

3. Сформувати навчальну вибірку на основі модельних електророзвідувальних даних.

4. Розробити, навчити та протестувати нейронну мережу для прогнозування електричних параметрів розрізу.

5. Оцінити переваги, обмеження та перспективи застосування нейромереж у геоелектричній інтерпретації.

Об'єктом дослідження є геоелектричний розріз, сформований за результатами електророзвідувальних досліджень методом магнітотелуричного зондування.

Предметом дослідження є нейромережеві методи прогнозування геоелектричних параметрів за комплексом вхідних геофізичних даних.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості використання створеної моделі для автоматизованої інтерпретації польових електророзвідувальних матеріалів методом магнітотелуричного зондування, підвищення достовірності геологічних побудов і оптимізації прийняття рішень під час пошуково-розвідувальних робіт.

1 ЗАГАЛЬНІ ВІДОМОСТІ

1.1 Нейромережеві технології

Сьогодні є безперечним значний науковий та практичний інтерес до обчислювальних структур нового типу штучних нейронних мереж. Він спричинений низкою успішних застосувань цієї нової технології, яка дозволила розробити ефективні підходи до вирішення проблем, що вважалися складними для реалізації на традиційних комп'ютерах. На назву “нейронні мережі” зараз претендують усі обчислювальні структури, які в тій чи іншій мірі моделюють роботу мозку. Але таке моделювання, здебільшого, є дуже фрагментарним, і говорити про створення у найближчому майбутньому штучного мозку або навіть деякої його моделі, яка дублювала б роботу мозку найпримітивніших живих створінь, ще зарано. Такий висновок випливає з надзвичайної складності цього загадкового витвору природи [1].

При побудові моделі мозку розглядають локальні та глобальні аспекти пізнання його функціонування. Основною глобальною характеристикою, яка істотно утруднює моделювання, є надзвичайно велика кількість базових структурних елементів. Мозок людини містить близько сотні мільярдів нейронів, кожен з яких кількома тисячами зв'язків об'єднується з іншими нейронами. Використання навіть найпростішої моделі нейрона не дозволяє побудувати модель мозку, що наближалася б за своїми глобальними показниками до реального об'єкта моделювання. До локальних характеристик слід віднести власне принципи, за якими будують модель нейрона. Останнім часом нейробіологія досягла значних успіхів у вивченні нейрона як елементарної структурної одиниці мозку. Відкрито велику кількість закономірностей, що описують його функціонування та взаємодію з іншими нейронами. Однак, як і раніше, залишаються без відповіді питання про те, яким чином реалізуються такі властиві мозку основні функції, як пам'ять та свідомість. Отже, залишається до кінця не з'ясованим зв'язок між локальними характеристиками нейрона та глобальними функціями мозку.

Але саме такий зв'язок і є основою побудови штучних нейронних мереж, які моделюють функції мозку. Тому основною проблемою концептуального підходу до нейромережного моделювання є вертикальна стратифікація моделі, тобто з'ясування питання про взаємодію елементів на всіх рівнях знизу вгору. Лише шляхом вдалої координації дій великої кількості структурних елементів можливо досягти вияву якісно нової властивості всієї моделі.

Успішний розвиток теорії нейронних мереж за останнє десятиліття дозволив реалізувати ряд глобальних властивостей. Найвідомішими з них є навчання, узагальнення та абстрагування.

Властивість навчання проявляється у здатності нейронної мережі змінювати свою поведінку в залежності від стану навколишнього середовища. Завдяки саме цій властивості нейронні мережі привертають до себе значну увагу. Існує велике розмаїття алгоритмів навчання нейронних мереж, кожен з яких має свої сильні та слабкі сторони, але сьогодні ще не сформовано єдиної думки про те, чому можна навчити нейронну мережу і як таке навчання має проводитись.

Властивість узагальнення дає можливість нейронній мережі знижувати чутливість до незначних відхилень вхідних сигналів. Ця властивість дуже важлива для об'єктів, які існують у реальному середовищі. Особливістю нейромережного підходу в даному випадку є те, що узагальнення — це результат властивостей структури, а не роботи спеціальної програми на традиційному комп'ютері.

Властивість абстрагування дозволяє створювати на нейронній мережі нову сутність, виходячи з аналізу вхідної інформації. Особливо ця властивість проявляється для задач розпізнавання образів. Завдяки їй нейромережа може створювати деякий ідеальний образ, керуючись вхідною інформацією, яка має деякі властивості цього образу.

1.2 Модуль Neural Networks програми STATISTICA

STATISTICA Neural Networks це універсальний пакет фірми StatSoft, розроблений для побудови і дослідження нейромережових моделей [2-4].

Методи нейронних мереж набувають усе більшого поширення в найрізноманітніших областях, від фундаментальних досліджень до "видобування даних", від прогнозування в бізнесі і управління ризиками до технічних застосувань і завдань управління. Програма STATISTICA Neural Networks найбільш сучасна за технологією і краща за робочими характеристиками серед нейромережових пакетів, представлених зараз на ринку програмного забезпечення. Серед її переваг – такі, що не мають аналогів в інших системах, можливості, як Майстер рішення завдань Intelligent Problem Solver (заснована на методах штучного інтелекту система побудови архітектури і налаштування мережі) і Генетичний алгоритм відбору вхідних ознак (засіб виявлення найбільш значущих змінних).

Ось деякі з особливостей пакету:

- Найсучасніші і потужніші алгоритми навчання мережі; можливість створювати складні, практично не обмежені в розмірах комбінації з мереж різної архітектури; вибіркоче навчання фрагментів нейронній мережі; повний контроль над вибором функцій активації; вбудована функція Радник Network Advisor, що допомагає користувачеві приймати рішення і вибирати параметри.
- Виняткова простота у використанні. Майстер рішення завдань Intelligent Problem Solver допоможе користувачеві знайти найкращу архітектуру мережі (вибір відповідної структури мережі це важкий процес проб і помилок; STATISTICA Neural Networks зробить це за вас).
- Потужні методи аналізу, у тому числі унікальний Генетичний алгоритм відбору вхідних даних Genetic Input Feature Selection (вибір потрібних вхідних змінних при розвідувальному аналізі даних, як правило, займає багато часу; модуль STATISTICA Neural Networks здатний виконувати цю роботу за користувача).

- STATISTICA Neural Networks може працювати і в середовищі STATISTICA (чи Quick STATISTICA), і як самостійне застосування; є можливість введення файлів даних системи STATISTICA і передачі матриць вихідних даних і графіків назад в систему STATISTICA.
- STATISTICA Neural Networks повністю підтримує інтерфейс прикладного програмування (API), так що досвідчені користувачі і розробники спеціалізованих систем "Пошуку знань" і "видобування даних" можуть використовувати потужні обчислювальні можливості цієї програми у своїх власних застосуваннях.

У модулі STATISTICA Neural Networks є засоби, які допоможуть легко здолати найбільш важливі етапи побудови мережі. Це не лише найбільш сучасні варіанти архітектури і алгоритмів навчання, але і абсолютно нові підходи до вибору вхідних даних і конструювання мережі. Більше того, розробники програмного забезпечення і користувачі, яким доводиться створювати власні застосування, поза сумнівом оцінять наступну обставину: після виконання тестових розрахунків в простому і природному середовищі модуля STATISTICA Neural Networks інтерфейс прикладного програмування STATISTICA Neural Networks API дозволє просто і з невеликими витратами праці включити нейромеревеві блоки у власне програмне забезпечення.

Висновки до розділу 1

Проаналізовано природу виникнення нейромережевого підходу як спроби відтворення базових принципів роботи біологічного мозку. Встановлено, що сучасні штучні нейронні мережі є потужним інструментом обробки інформації, здатним реалізовувати такі властивості, як навчання, узагальнення та абстрагування, що робить їх придатними для розв'язання складних, нелінійних задач у геофізиці. Показано, що головною перевагою нейромереж є здатність самонавчатися на основі емпіричних даних, виявляти приховані закономірності та створювати узагальнені моделі без потреби у формальному математичному описі процесу.

Розглянуто структуру та функціональні можливості модуля Neural Networks програми STATISTICA, який забезпечує широкий спектр інструментів для побудови, навчання й тестування нейромережових моделей.

Застосування нейронних мереж у геофізичних дослідженнях відкриває нові можливості для автоматизації процесів інтерпретації, підвищення точності прогнозів та оптимізації обробки великих масивів даних.

Модуль STATISTICA Neural Networks є ефективним інструментом для реалізації таких задач, зокрема для інверсії магнітотелуричних даних і побудови моделей геоелектричного розрізу, що становить основу подальших досліджень, викладених у наступних розділах роботи.

2 МАГНІТОТЕЛУРИЧНІ МЕТОДИ ПРИ ПОШУКАХ НАФТОГАЗОВИХ РОДОВИЩ

2.1 Геолого-геофізична характеристика площі досліджень

Площа Бережани, як і уся смуга східного борту Львівського палеозойського прогину Волино-Подільської окраїни Східно-Європейської платформи, розглядається як перспективна ділянка [4].

В тектонічному відношенні східний борт Львівського палеозойського прогину характеризується моноклінальним зануренням порід на захід – південний захід (Рис. 2.1) з одночасним нарощенням палеозойського осадового чохла (2-4 км). Геолого-геофізичними дослідженнями і бурінням тут виявлені пологі, не пов'язані взаємно підняття, флексурні вигини, структурні носи, тераси і вали. Це типово платформові структурні утворення, які сформувались в консолідованій древній основі під впливом різних рухів.

Розріз по профілю 1-1

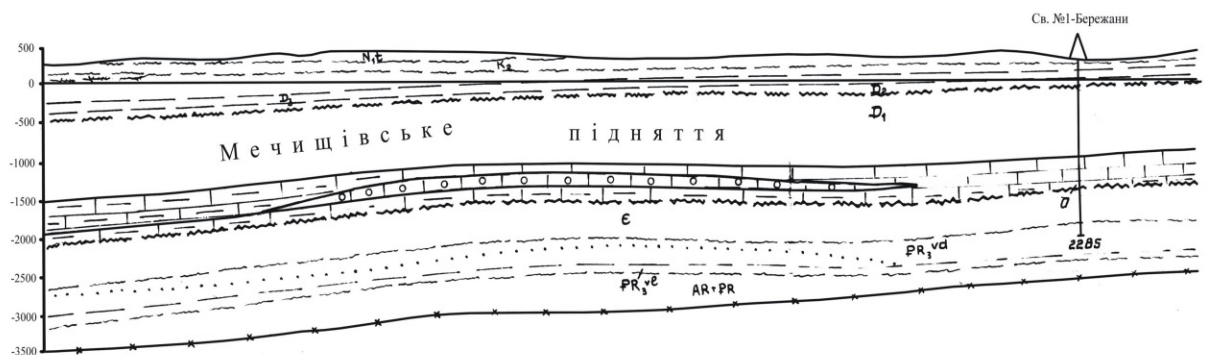


Рис. 2.1 Структурний розріз по профілю I-I

Осадовий чохол площі Бережани, виходячи з розрізу, розкритого свердловиною 1-Бережани, формують відклади протерозою (вибій свердловини при глибині 2285 м знаходиться в утвореннях валдайської серії), кембрію, ордовику, силуру, девону, верхньої крейди і антропогену.

Літологічно відклади валдаю представлені нерівномірним перешаруванням аргілітів (переважають у розрізі), алевролітів і пісковиків. Розкрита потужність валдаю 148 м.

Кембрійські відклади представлені теригенами, серед яких добре виділяються пачки з позмінною перевагою то пісковиків, то алевролітів. Аргіліти займають підпорядковане значення. Потужність розкритих свердловиною кембрійських утворень становить 439 м.

Ордовик – тонке перешарування алевролітів і аргілітів майже чорного кольору. Потужність ордовика 33 м.

Відклади силуру формують морські відклади, багаті фауною. Переважно силур представляють вапняки з малопотужними пропластками аргілітів і туфтів. Прогнозується, що у верхньому силурі в низах скальського горизонту, на площі Бережани може мати місце бар'єрний риф. Потужність силуру, розкрита свердловиною, 429 м.

В розрізі девонських відкладів спостерігаємо поступовий перехід від карбонатно-теригенних порід до теригенних. В загальному це товща перешарування вапняків, аргілітів, алевролітів, пісковиків, доломітів. В свердловині 1-Бережани девон проходили в інтервалі 1237 м – 17 м (1220 м).

Верхня крейда залягає трансгресивно на девоні. В свердловині відклади крейди вскриті в інтервалі 2 м – 17 м, представлені сеноманським (пісковики) і туронським (органогенні вапняки) япусами. В межах площі Бережани потужність верхньої крейди може досягти 80 м.

Антропоген, залягає на розмитій поверхні крейди. Це різнозернисті глинисті піски з прошарками глин і суглинків. Потужність цих відкладів за даними свердловини склала 2 м.

Судячи із середніх значень електричних опорів порід у свердловині Бережани - 1, яка розташована на площі проведення робіт, спостерігається чітка диференціація порід різного віку за питомими опорами (Рис.2.2). Так, верхній комплекс осадків, який відповідає відкладам верхнього і середнього девону, характеризуються високими опорами, до 1200 Ом м. Нижче залягає горизонт з малим питомим опором до 50 Ом м, який охоплює відклади верхньої частини нижнього девону. Далі по розрізу залягає провідний горизонт з питомим опором 20 Ом м, який об'єднує відклади низів нижнього

девону і силуру. Під ним залягає високоомний горизонт 55 – 60 Ом м, з'язаний з відкладами кембрію. Вендський комплекс характеризується низькими опорами, 25 Ом м.

Площу Бережани, як і усю смугу східного борту Львівського палеозойського прогину Волино-Подільської окраїни Східно-Європейської платформи, в межах якого вона розміщена, відносять до перспективних на пошуки газових покладів. За загальними визнаннями тут наявні сприятливі структурно-тектонічні та літо-фаціальні передумови формування локальних пасток, здатних у своєму розрізі акумулювати газові поклади. Такі пастки прогнозуються на двох стратиграфічних рівнях: в розрізі кембрію, пісковикові пласти якого з непоганими колекторськими властивостями, виклинюючись на загальному моноклінальному зануренні порід на південний захід, можуть формувати пастки літологічного та стратиграфічного виклинювання, а при можливих розривних ускладненнях також тектонічно-екрановані; і в силурі, пов'язаних з рифогенними утвореннями у визначених регіонального розповсюдження в прогнозованих смугах бар'єрних рифів (на площі Бережани смуга бар'єрного рифу "С" – скальський горизонт).

Безпосередньо на площі Бережани отримані прямі докази газонасиченості її розрізу. На це вказують результати площових геохімічних досліджень, а також газокернового аналізу і спостережень за загазованістю промивної рідини при бурінні структурно-пошукової свердловини 1-Бережани.

Польовими геохімічними роботами за усіма визначальними параметрами при позитивному прогнозі продуктивності територій (вміст метану, вміст важких вуглеводнів, вміст етану, відношення насичених до ненасичених вуглеводнів, відношення суми важких вуглеводнів до метану у газах, сорбованих породами, сумарний вміст вуглеводнів у вільних газах) закартовані аномалії, які розміщуються як на північний схід від свердловини

Бережани -1 (Шибалин-Посухів-Потуторська), так і на південному заході від неї (Мечищівська).

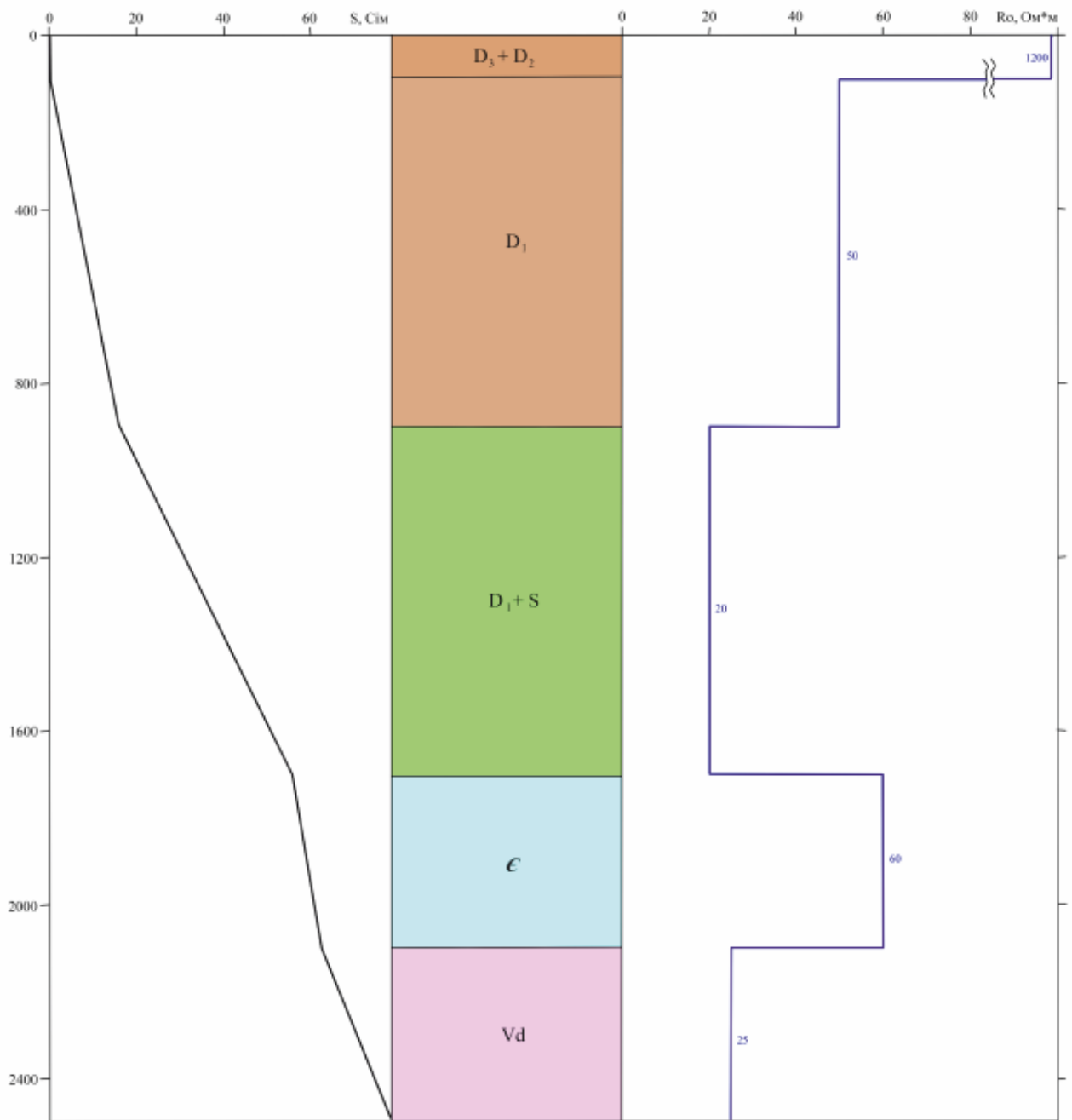
Першу аномалію дослідники схильні пов'язувати з газовими покладами в кембрійських утвореннях, другу – з продуктивною силурійською спорудою, по відношенню до якої свердловина Бережани -1 розкрила зарифову фацію.

За газокерновим аналізом в розрізі свердловини Бережани-1 з глибини 850 м (нижній девон) спостерігаємо поступове підвищення газонасичення порід, досягаючи максимуму ($376 \text{ см}^3/\text{кг}$) у подошві силурійських відкладів, верхня межа фонових значень для цих утворень складає $36 \text{ см}^3/\text{кг}$. Такий розподіл газонасиченості найбільш типовий для високоперспективних і продуктивних площ. Аналогічну картину спостерігаємо і при вивченні газонасичення промивної рідини.

Газонасичення кембрійських порід нижча, ніж в подошві силуру, вниз по розрізу кембрію поступово підвищуються газопоказники до $29,4 \text{ см}^3/\text{кг}$.

На можливість наявності локальних морфоструктур в розрізі площі Бережани вказують також дані дистанційних спостережень (Ольховецький прогнозний об'єкт), гравіметрії (на карті залишкових аномалій спостерігаємо невеликі за розмірами і мозаїчно розміщені підняття), КМЗХ (на регіональному профілі РП-VII в районі Мечищівської аномалії спостерігаємо пологий перегин).

За даними електрокаротажу на свердловині Бережани – 1 побудований глибинний геоелектричний розріз (рис.2.2).



Умовні позначення:

— - Крива сумарної провідності по св. №1-Бережани

— - Крива та значення опорів по св. №1-Бережани

Рисунок 2.2. Криві опору та сумарної провідності по свердловині №1-Бережани

2.2 Методика магніотелуричних досліджень

Магніотелуричне поле індукційно збуджується в Землі змінними струмами, що виникають в іоносфері і магнітосфері, а також грозовими розрядами (високочастотне поле). Діапазон періодів варіацій магніотелуричного поля складає від тисячних часток секунди до десятків годин. Глибина проникнення магніотелуричного поля в Землю зростає зі збільшенням періоду варіацій (скін-ефект) від десятків метрів до сотень кілометрів. Для реєстрації варіацій телуричного поля застосовуються заземлені на кінцях приймальні лінії; геомагнітного поля — магнітостатичні (при періодах понад 10 с) і індукційні (до 10 с) магніметри. Варіації реєструються за допомогою аналогової або цифрової апаратури [5-11].

Комплекс магніотелуричних методів розвідки включає:

- методи зондування (магніотелуричного - МТЗ, магнітоваріаційного - МВЗ);
- профілювання (магніотелуричного - МТП, телуричного - ТС, магнітоваріаційного - МВП і комбінованого магніотелуричного - КМТП).

Зондування здійснюється шляхом реєстрації варіацій в широкому діапазоні частот і дозволяє пошарово по вертикалі диференціювати гірські породи по питомому електричному опору. При профілюванні реєструють варіації в порівняно вузькому діапазоні періодів або одного періоду, що забезпечує вивчення змін електричного опору і потужності шарів в горизонтальному напрямі і необхідну постійну глибинність досліджень.

Обробка цих методів зводиться до визначення відносних змін по площі напруженості телуричного і геомагнітного полів, пов'язаних зі зміною опору і потужності шарів гірських порід. Для отримання детальніших відомостей про досліджуваний розріз методи зондування і профілювання об'єднують в єдиний метод, заснований на синхронній реєстрації варіацій поля в широкому діапазоні частот і у багатьох пунктах.

Глибинність і завдання, що вирішуються магніотелуричними методами, різні. При періодах природних полів, менших 1 с,

розчленовуються осадові породи, менших 100 с - визначаються глибина залягання фундаменту і ПЕО земної кори, а при $T=1000$ с - вивчається глибинна електропровідність земної кори і мантії.

Магнітотелуричне зондування

Магнітотелуричне зондування (МТЗ) і його глибинний варіант (ГМТЗ) заснований на реєстрації в одному пункті варіацій горизонтальних компонентів телуричного (E_x , E_y) і геомагнітного (H_x , H_y) полів з періодами від часток секунди до декількох хвилин (при розвідувальних роботах) і до декількох годин (при глибинних дослідженнях). Як відзначалося раніше, внаслідок скін-ефекту глибина проникнення електромагнітного поля в землю тим більше, чим менше частота (f) або більше період коливань (T). Тому методика МТЗ зводиться до тривалих (іноді доба) реєстрацій за допомогою вимірювальної лабораторії ЕРС взаємно перпендикулярних компонент поля (E_x , E_y , H_x , H_y) різних періодів.

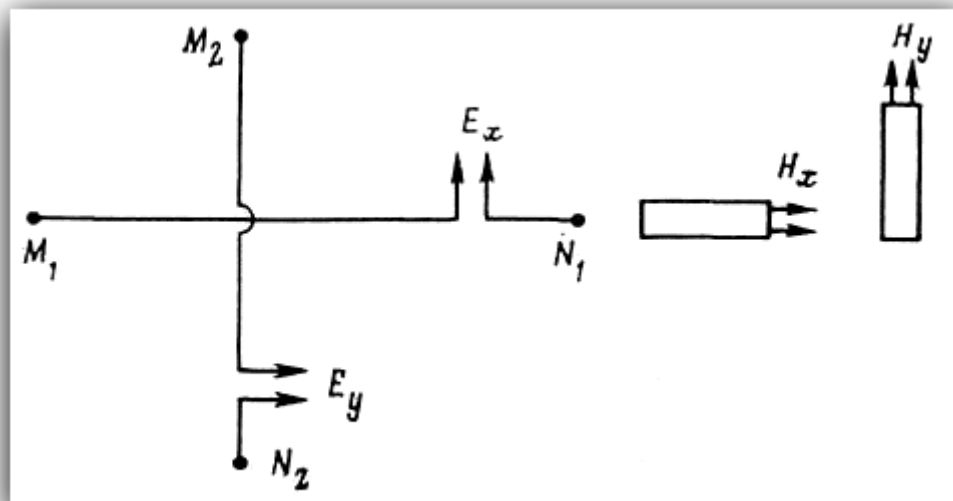


Рис 2.3- Схема вимірювань в методі МТЗ

Вимірювальна установка складається з двох взаємно перпендикулярних вимірювальних ліній M_1N_1 і M_2N_2 , що є датчиками електричного поля E_x і E_y , і двох взаємно ортогональних датчиків магнітного поля H_x і H_y .

Електричне поле вимірюється в мілівольтах на кілометр:

$$E_x \approx \Delta U_{M_1 N_1} / M_1 N_1;$$

$$E_y \approx \Delta U_{M_2 N_2} / M_2 N_2.$$

Напруженість магнітного поля вимірюється в нанотеслах:

$$1 \text{ нТл} = \frac{10^{-2}}{4\pi} \text{ А/м.}$$

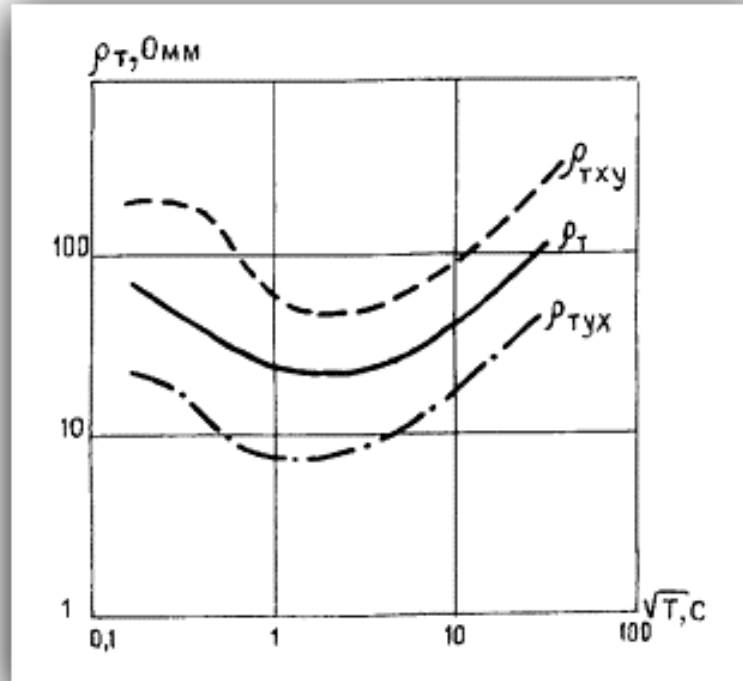
Довжина приймальних ліній $M_1 N_1$ і $M_2 N_2$ зазвичай 200, 500 м. Напрямок вимірювальних ліній і орієнтацію магнітометрів вибирають, як правило, відповідно до основних елементів простягання структур в районі досліджень. Спостереження ведуться за допомогою аналогової апаратури МТЛ або цифрових електророзвідувальних станцій ЦЕС .

При обробці отримуваних магнітотелурограм виділяються сигнали з періодами, що відрізняються менш, ніж в два рази, найчастіше в інтервалі від 1 до 100 с. По відношенню амплітуд варіацій взаємно перпендикулярних електричних і магнітних компонентів різних періодів розраховується уявний опір ρ_T

$$\rho_{T_{xy}} = 0.2T |E_x / E_y|^2 \cdot \rho_{T_{yx}} = 0.2T |E_y / H_x|^2$$

і будуються криві залежності ρ_T від періоду варіацій; по різниці фаз варіацій електричних і магнітних компонентів будуються фазові криві φ_T .

Амплітудні криві МТЗ будуються на бланку з білогарифмічним масштабом по осях координат (модуль 10 см). По горизонтальній осі відкладається \sqrt{T} - величина, пропорційна глибинності досліджень, а по вертикальній осі - уявні опори $\rho_{T_{xy}}, \rho_{T_{yx}}$ і середнє з них $\rho_T = \sqrt{\rho_{T_{xy}} \cdot \rho_{T_{yx}}}$.



Над горизонтально шаруватим середовищем $\rho T_{xy} = \rho T_{yx}$, а над неоднорідною по ПЕО в горизонтальному напрямі вони можуть різко відрізнятися. Тому для інтерпретації використовується середня крива, що дає усереднену характеристику зміни ПЕО з глибиною.

Потужність і опір шарів, складених різними гірськими породами, знаходять шляхом зіставлення кривих ρT і φT з теоретичними кривими.

При наземних і морських роботах точки МТЗ розташовуються або по системах профілів, або рівномірно по площі. Відстані між ними міняються від 1 до 10 км.

Висновки до розділу 2

Встановлено, що площа Бережани розташована в межах східного борту Львівського палеозойського прогину, який характеризується моноклінальним зануренням порід на південний захід і значним нарощуванням палеозойського осадового чохла. За результатами буріння свердловини 1-Бережани у геологічному розрізі виділено відклади від протерозою до антропогену, представлені чергуванням аргілітів, алевролітів, пісковиків, вапняків та доломітів.

Детальний аналіз питомих електричних опорів у свердловині дозволив виділити низку електричних горизонтів, що добре корелюють із стратиграфічними комплексами. Особливо виділяються провідні горизонти силурійських та нижньодевонських відкладів, які можуть бути пов'язані з перспективними нафтогазоносними структурами.

Геохімічні та геофізичні дані свідчать про високий рівень газонасиченості силурійських і кембрійських порід, що підтверджує перспективність території на пошуки вуглеводнів. Ідентифіковані аномалії (Шибалин-Посухів-Потуторська та Мечищівська) інтерпретуються як можливі зони газових пасток, приурочені до рифогенних структур і зон стратиграфічного виклинювання.

У підрозділі 2.2 розглянуто фізичні принципи та технологічні аспекти методу магнітотелуричного зондування, який базується на аналізі варіацій природного електромагнітного поля Землі. Описано основні схеми вимірювань, апаратурне забезпечення та алгоритми обробки, що дозволяють визначати глибинну розподіленість питомого електричного опору. Показано, що метод МТЗ є високоефективним для вивчення глибоких геологічних структур і зон зміни електропровідності, пов'язаних із колекторськими товщами або зонами тріщинуватості.

Таким чином, результати аналізу геолого-геофізичних матеріалів та методичних аспектів МТЗ підтверджують, що площа Бережани є перспективною територією для пошуків покладів газу, а використання магнітотелуричних даних у поєднанні з нейромережевим моделюванням забезпечує нові можливості для достовірної реконструкції геоелектричного розрізу та прогнозування колекторських зон.

3 ІНТЕРПРЕТАЦІЯ МТЗ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

В цій частині виконані розрахунки з метою визначення можливостей методу магнітотелуричного зондування для виявлення рифогенного масиву на території Бережанської площі. Моделювання геоелектричного розрізу і рішення прямої задачі МТЗ зроблено з використанням математичного пакету MathCad, а оберненої задачі і побудова псевдорозрізів – в статистичному пакеті STATISTICA.

3.1 Моделювання і підготовка даних для кількісної інтерпретації кривих МТЗ

Попередньо було встановлено, що геоелектричний розріз на Бережанській площі відноситься до чотиришарового типу НК. Задача полягає в необхідності згенерувати регресійні нейронні мережі для прогнозування геоелектричних параметрів 4шарового розрізу.

Спочатку необхідно підготувати еталонні дані для навчання нейронної мережі. Набір еталонних даних повинен включати теоретичні криві МТЗ для якомога більшого числа варіантів поєднання геоелектричних параметрів, близьких до реальних розрізу площі Бережани. Моделювання еталонних даних виконаємо в пакеті Mathcad.

Далі наведені фрагменти програм моделювання 4-шарових кривих МТЗ типу НК в пакеті Mathcad.

Дискретизація кривих по часу

Дискретизація кривих по часу виконувалась по експоненціальному закону згідно наступного алгоритму (для 32 точок):

$$T_{\min} := 0.01 \quad T_{\max} := 50 \quad n := 32 \quad i := 1..n$$

$$a := \left[e^{\frac{(\ln(T_{\max} - T_{\min}) - \ln(0.01))}{31}} \right] \quad a = 1.316$$

$$T_i := 0.01 \cdot a^{i-1} \quad T_{32} = 49.99 \quad t_i := \sqrt{T_i} \quad T_1 = 0.01$$

Моделювання параметрів розрізу

Моделювання параметрів розрізу типу НК здійснено за алгоритмом

$$N := 1000 \quad j := 1..N$$

$$h11 := \text{runif}(1000, 0.5, 1.0) \quad h12 := \text{runif}(1000, 0.7, 1.2)$$

$$h13 := \text{runif}(1000, 0.4, 0.8)$$

$$\rho11 := \text{runif}(1000, 40, 70) \quad \rho12 := \text{runif}(1000, 10, 30)$$

$$\rho14 := \text{runif}(1000, 10, 30) \quad \rho13 := \text{runif}(1000, 40, 140)$$

В результаті отримаємо 1000 моделей геоелектричного розрізу з випадковими значеннями 5 параметрів: потужностей пластів та їх опорів.

Розрахунок кривих МТЗ

$$a1^{(j)} := \sqrt{10 \cdot p1^{(j)}} \quad a2^{(j)} := \sqrt{10 \cdot p2^{(j)}} \quad a3^{(j)} := \sqrt{10 \cdot p3^{(j)}}$$

$$M2^{(j)} := \sqrt{\frac{p2^{(j)}}{p1^{(j)}}} \quad M3^{(j)} := \sqrt{\frac{p3^{(j)}}{p2^{(j)}}} \quad M4^{(j)} := \sqrt{\frac{p4^{(j)}}{p3^{(j)}}}$$

Амплітудні криві МТЗ

$$\begin{aligned}
 B^{(j)} := & \left| \begin{array}{l}
 h1 \leftarrow H1^{(j)} \\
 h2 \leftarrow H2^{(j)} \\
 h3 \leftarrow H3^{(j)} \\
 \rho1 \leftarrow p1^{(j)} \\
 \rho2 \leftarrow p2^{(j)} \\
 \rho3 \leftarrow p3^{(j)} \\
 \rho4 \leftarrow p4^{(j)} \\
 A1 \leftarrow a1^{(j)} \\
 A2 \leftarrow a2^{(j)} \\
 A3 \leftarrow a3^{(j)} \\
 \mu2 \leftarrow M2^{(j)} \\
 \mu3 \leftarrow M3^{(j)} \\
 \mu4 \leftarrow M4^{(j)} \\
 \phi \leftarrow \sqrt{-1} \\
 \text{for } i \in 1..32 \\
 \left. \begin{array}{l}
 Z_i \leftarrow \text{acoth} \left[\mu3 \cdot \text{coth} \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot h3 \cdot (1 - \phi)}{A3 \cdot t_i} + \text{acoth}(\mu4) \right] \right] \\
 R_i \leftarrow \text{coth} \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot h1 \cdot (1 - \phi)}{A1 \cdot t_i} + \text{acoth} \left[\mu2 \cdot \text{coth} \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot h2 \cdot (1 - \phi)}{A2 \cdot t_i} + Z_i \right] \right] \right] \\
 RT \leftarrow \left(\frac{\vec{R}}{|R|} \right)^2 \\
 A \leftarrow \text{diag}(\rho1^T) \\
 \rho^T \leftarrow RT \cdot A
 \end{array} \right.
 \end{array}
 \end{aligned}$$

Фазові криві МТЗ

$$\begin{aligned}
 B^{(j)} := & \left| \begin{array}{l}
 h1 \leftarrow H1^{(j)} \\
 h2 \leftarrow H2^{(j)} \\
 h3 \leftarrow H3^{(j)} \\
 h4 \leftarrow 0 \\
 A1 \leftarrow a1^{(j)} \\
 A2 \leftarrow a2^{(j)} \\
 A3 \leftarrow a3^{(j)} \\
 A4 \leftarrow a4^{(j)} \\
 \mu2 \leftarrow M2^{(j)} \\
 \mu3 \leftarrow M3^{(j)} \\
 \mu4 \leftarrow M4^{(j)} \\
 \mu5 \leftarrow 1 \\
 \phi \leftarrow \sqrt{-1} \\
 \text{for } i \in 1..32 \\
 \left| \begin{array}{l}
 Z_i \leftarrow \text{acoth} \left[\mu3 \cdot \text{coth} \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot h3 \cdot (1 - \phi)}{A3 \cdot t_i} \right] + \text{acoth} \left[\mu4 \cdot \text{coth} \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot h4 \cdot (1 - \phi)}{A4 \cdot t_i} \right] + \text{acoth}(\mu5 + 0.0001) \right] \right] \\
 R_i \leftarrow \text{coth} \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot h1 \cdot (1 - \phi)}{A1 \cdot t_i} \right] + \text{acoth} \left[\mu2 \cdot \text{coth} \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot h2 \cdot (1 - \phi)}{A2 \cdot t_i} \right] + Z_i \right] \\
 \Phi_T \leftarrow \left(\frac{-\pi}{4} + \text{arg}(R) \right) \cdot \frac{180}{\pi} \\
 \Phi_T
 \end{array} \right. \\
 \end{array}
 \end{aligned}$$

Сплайн-інтерполяція

Остаточні значення теоретичних амплітудних і фазових кривих отримані після статистичної сплайн-інтерполяції:

$$\begin{aligned}
 M := & B \\
 E^{(j)} := & \left| \begin{array}{l}
 w \leftarrow 0.001 \\
 \Phi \leftarrow B^{(j)} \\
 \text{for } i \in 1..32 \\
 \left| \begin{array}{l}
 b \leftarrow \text{Spline2}(T, \Phi, 3, w) \\
 Sp \leftarrow \text{Binterp}(T, b) \\
 \text{Spline} \leftarrow Sp^T \\
 \Phi_int \leftarrow \text{Spline}^{(1)} \\
 F_p \leftarrow \text{Spline}^{(2)} \\
 S_p \leftarrow \text{Spline}^{(3)} \\
 dws \leftarrow \text{DWS}(b) \\
 \Phi_int
 \end{array} \right. \\
 \end{array}
 \end{aligned}$$

В результаті роботи алгоритму статистичної сплайн-інтерполяції отримані:

- 1) інтерпольовані значення амплітудних і фазових кривих

фрагмент програми $\Phi_{int} \leftarrow \text{Spline}^{(1)}$

- 2) інтерпольовані значення перших похідних амплітудних і фазових кривих

фрагмент програми $F_p \leftarrow \text{Spline}^{(2)}$

Приклад амплітудної кривої МТЗ

$$\rho := B^{1/\nu}$$

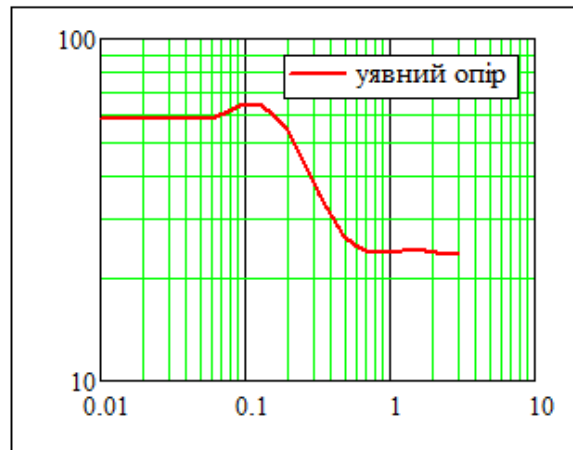


Рисунок 3.1 Амплітудна крива МТЗ

Приклад фазової кривої МТЗ

$$\psi := 1 \quad \Phi_1 := \Phi_{T_int}^{(\psi)}$$

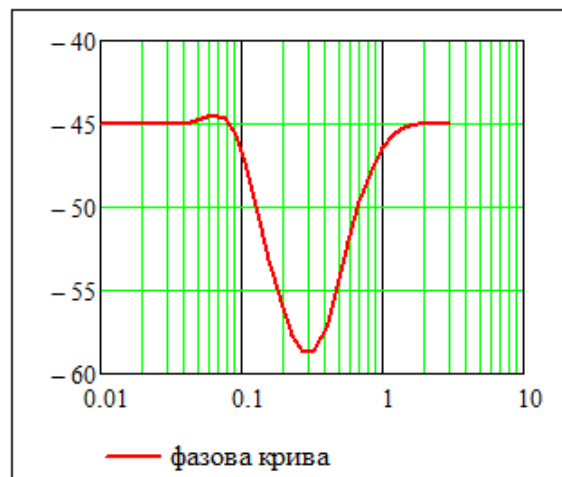


Рисунок. 3.2 Фазова крива МТЗ

Для підвищення ефективності кількісної інтерпретації були розраховані координати екстремальних точок амплітудних і фазових кривих та їх перших похідних.

похідна амплітудної кривої

```

dρ := | for j ∈ 1..N
      |   ρT1 ← B<sup>j</sup>
      |   for i ∈ 1..32
      |     s2 ← lspline(T, ρT1)
      |     ρ_lsp(x) ← interp(s2, T, ρT1, x)
      |     dρ_lsp(x) ← (d/dx ρ_lsp(x))
      |     dρ_sp<sub>i,j</sub> ← dρ_lsp(T<sub>i</sub>)
      |   dρ_sp

```

	1	2	3	4
1	0.051	-0.01	-2.049·10 ⁻⁴	1.686·10 ⁻⁴
2	-0.1	0.021	4.099·10 ⁻⁴	-3.371·10 ⁻⁴
3	0.378	-0.084	-1.708·10 ⁻³	1.406·10 ⁻³
4	-1.081	0.368	7.724·10 ⁻³	-6.209·10 ⁻³
5	-2.309	-1.327	-0.035	...

Приклад похідної амплітудної кривої МТЗ

$\psi := 1$ $d := d\rho^{(\psi)}$

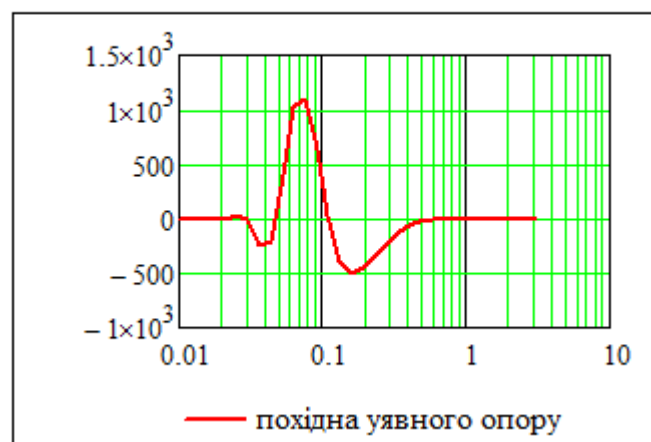


Рисунок 3.3 Похідна амплітудної кривої МТЗ

Приклад похідної фазової кривої МТЗ

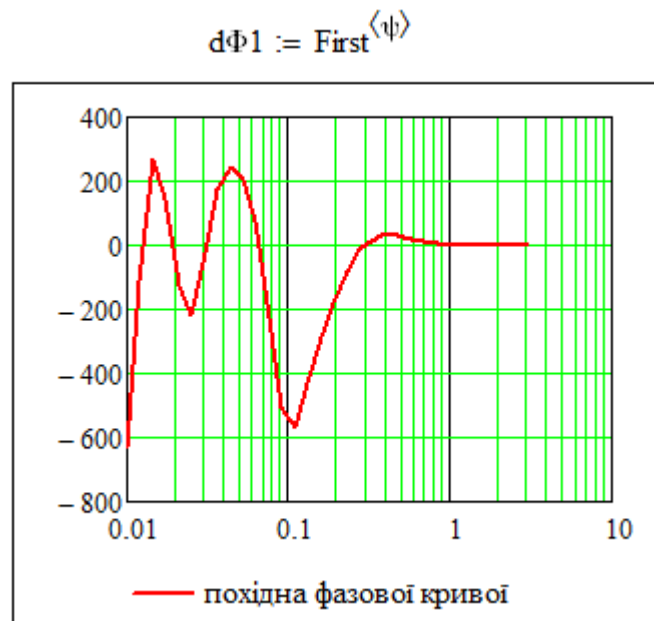


Рисунок 3.4 Похідна фазової кривої МТЗ

Пошук індексів екстремумів похідної
амплітудної кривої

```

dρmax := | for j ∈ 1..N
          |   d ← dρ(j)
          |   dd ← max(dρ(j))
          |   ind ← match(dd, d)
          |   ν ← ind1
          |   a1,j ← dν
          |   a2,j ← Tν
          | a
  
```

$d\rho_{\max} =$

	1	2	3	4
1	$1.095 \cdot 10^3$	733.129	287.197	197.04
2	$5.727 \cdot 10^{-3}$	$5.727 \cdot 10^{-3}$	0.012	...

$$\text{ind}^{\langle j \rangle} := \text{match}(\max(\text{dp}^{\langle j \rangle}), \text{dp}^{\langle j \rangle})$$

$$\text{ind} =$$

	1	2	3	4	5	6	7
1	12	12	14	14	14	13	...
2							

$$\text{dpmin} :=$$

for $j \in 1..N$	$d \leftarrow \text{dp}^{\langle j \rangle}$
	$dd \leftarrow \min(\text{dp}^{\langle j \rangle})$
	$\text{ind} \leftarrow \text{match}(dd, d)$
	$\nu \leftarrow \text{ind}_1$
	$a_{1,j} \leftarrow d_\nu$
	$a_{2,j} \leftarrow T_\nu$
	a

$$\text{dpmin} =$$

	1	2	3	4
1	-501.183	-360.73	-140.201	-133.004
2	0.025	0.036	0.075	...

$$\text{ind1}^{\langle j \rangle} := \text{match}(\min(\text{dp}^{\langle j \rangle}), \text{dp}^{\langle j \rangle})$$

$$\text{ind1} =$$

	1	2	3	4	5	6	7
1	16	17	19	18	19	18	...
2							

Пошук індексів екстремумів
фазової кривої

$$\Phi_{\max} := \left| \begin{array}{l} \text{for } j \in 1..N \\ \quad d \leftarrow \Phi T_{\text{int}}^{\langle j \rangle} \\ \quad dd \leftarrow \max(\Phi T_{\text{int}}^{\langle j \rangle}) \\ \quad \text{ind} \leftarrow \text{match}(dd, d) \\ \quad \nu \leftarrow \text{ind}_1 \\ \quad a_{1,j} \leftarrow d_{\nu} \\ \quad a_{2,j} \leftarrow T_{\nu} \end{array} \right|_a$$

$$\Phi_{\max} =$$

	1	2	3	4
1	-44.51	-44.45	-44.61	-44.83
2	$3.964 \cdot 10^{-3}$	$5.727 \cdot 10^{-3}$	0.012	...

$$\Phi_{\min} := \left| \begin{array}{l} \text{for } j \in 1..N \\ \quad d \leftarrow \Phi T_{\text{int}}^{\langle j \rangle} \\ \quad dd \leftarrow \min(\Phi T_{\text{int}}^{\langle j \rangle}) \\ \quad \text{ind} \leftarrow \text{match}(dd, d) \\ \quad \nu \leftarrow \text{ind}_1 \\ \quad a_{1,j} \leftarrow d_{\nu} \\ \quad a_{2,j} \leftarrow T_{\nu} \end{array} \right|_a$$

$$\Phi_{\min} =$$

	1	2	3	4
1	-58.68	-57.11	-54.49	-50.19
2	0.075	0.109	0.157	...

$$d\Phi_{\min} := \left. \begin{array}{l} \text{for } j \in 1..N \\ \quad d \leftarrow \text{First} \langle j \rangle \\ \quad dd \leftarrow \min(\text{First} \langle j \rangle) \\ \quad \text{ind} \leftarrow \text{match}(dd, d) \\ \quad \nu \leftarrow \text{ind}_1 \\ \quad a_{1,j} \leftarrow d_\nu \\ \quad a_{2,j} \leftarrow T_\nu \end{array} \right| a$$

$$d\Phi_{\min} =$$

	1	2	3
1	-628.8	-379.8	-160.7
2	$1 \cdot 10^{-4}$	0.012	...

3.2 Створення нейронних мереж для прогнозування параметрів геоелектричного розрізу

В результаті моделювання був створений файл даних системи STATISTICA, який вміщував 1000 зразків моделей геоелектричного розрізу і 83 змінних:

- змінні 1-7 відповідають 7 параметрам геоелектричного розрізу (h_1 , h_2 , h_2 – потужності горизонтів; p_1 , p_2 , p_3 , p_4 – питомі електричні опори горизонтів);
- змінні 8-39 відповідають 32 точкам амплітудної кривої;
- змінні 40-43 відповідають координатам максимуму і мінімуму першої похідної амплітудної кривої;
- змінні 44-75 відповідають 32 точкам фазової кривих;
- змінні 76-83 відповідають координатам максимуму і мінімуму фазової кривої і її першої похідної (рис.3.5)

	1 h1	2 h2	3 h3	4 p1	5 p2	6 p3	7 p4	8 a1	9 a2
1	0,5006	0,7245	0,6327	58,65	12,45	99,46	24,6	58,65	58,
2	0,5967	0,7583	0,478	60,69	14,95	92,47	26,24	60,69	60,
3	0,7925	1,07	0,5599	54,46	17,32	92,06	12,52	54,46	54,
4	0,6752	0,7022	0,4787	47,33	22,6	102,7	28,53	47,33	47,
5	0,9114	1,178	0,7494	69,63	14,14	95,84	26,26	69,63	69,
6	0,5871	1,075	0,7301	45,49	11,15	115,5	15,54	45,49	45,
7	0,8552	1,039	0,4561	61,99	12,39	101,2	25,96	61,99	61,
8	0,652	1,031	0,6476	68,98	24,55	117,9	19,53	68,98	68,
9	0,5457	0,7356	0,7072	66,81	14,33	58,6	21,18	66,81	66,
10	0,5737	1,131	0,453	52,84	24,48	53,14	20,44	52,84	52,
11	0,9943	1,144	0,6913	48,08	27,26	47,26	16	48,08	48,
12	0,5595	0,7761	0,7764	52,4	25,78	60,25	16,61	52,4	52,
13	0,5045	0,9869	0,6763	48,25	27,23	62,94	10,53	48,25	48,
14	0,7658	0,7877	0,6178	68,26	14,88	92,41	23,54	68,26	68,
15	0,8009	1,117	0,5687	59,77	29,83	104	14,53	59,77	59,
16	0,5831	1,129	0,4824	67,8	11,85	115,3	21,26	67,8	67,
17	0,7254	1,191	0,6272	46,96	13,65	83,43	18,66	46,96	46,
18	0,5285	1,054	0,5007	69,49	26,68	139,6	20,9	69,49	69,
19	0,8917	1,108	0,6424	51,62	12,12	44,67	19,13	51,62	51,
20	0,7599	1,187	0,7457	50,64	10,52	89,93	11,25	50,64	50,
21	0,938	0,8571	0,4954	60,75	19,21	110	21,24	60,75	60,
22	0,9779	0,8028	0,7608	54,74	12,34	64,52	15,77	54,74	54,
23	0,7697	1,174	0,4075	49,93	24,75	139,3	17,53	49,93	49,
24	0,731	0,8249	0,7104	49,24	21,82	87,41	20,7	49,24	49,

Рисунок 3.5 Фрагмент файлу даних системи STATISTICA

Старт аналізу. З меню Statistics або Data Mining вибираємо Automated Neural Networks, щоб показати стартову панель SANN - Analysis/Deployment, де вибирається вид аналізу для виконання. Для цього прикладу, обираємо Regression в списку New analysis (рис. 3.6).

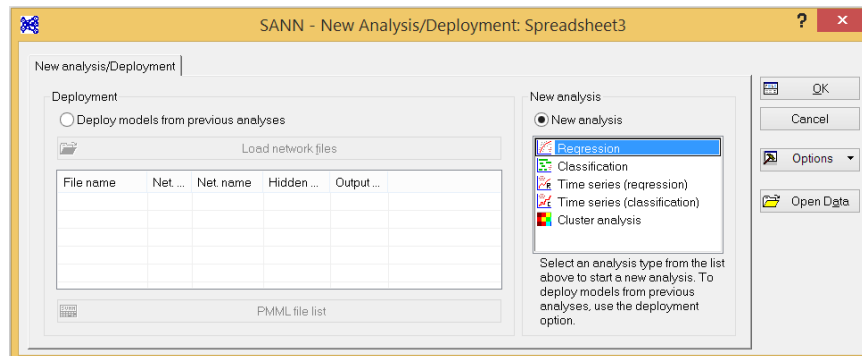


Рисунок 3.6 Діалогове вікно SANN - Analysis/Deployment

Клацаємо кнопку ОК, щоб показати SANN - Data selection – діалог, який містить опції, щоб конкретизувати змінні і підмножини навчання, тестування і підтвердження (рис. 3.7).

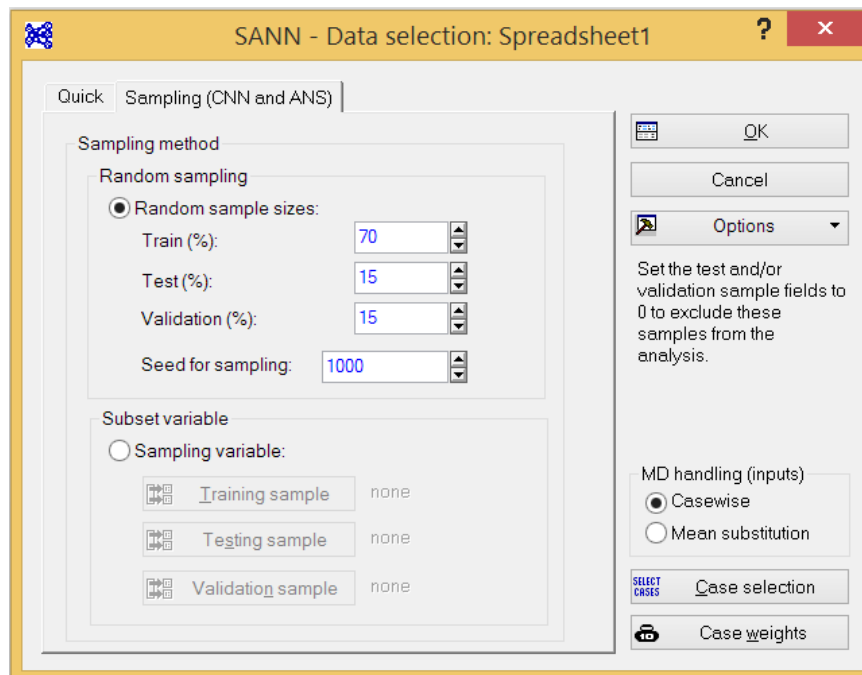


Рисунок 3.7 Діалог SANN - Data selection вкладка Sampling (CNN and ANS)

Залишаємо проценти підмножин навчання, тестування і підтвердження, задані за умовчанням.

В ньому на вкладці Quick tab клацають кнопку Variables, щоб показати діалог вибору змінних. Для безперервних цільових змінних (Continuous targets) послідовно вибирають один з параметрів розрізу; для безперервних вхідних змінних (Continuous inputs) - всі інші змінні (точки амплітудних, фазових кривих, характерні точки кривих та їх похідних) і, можливо, деякі відомі параметри геоелектричного розрізу.

Створення регресійних нейронних мереж для визначення параметрів розрізу будемо виконувати поетапно для кожного параметру геоелектричного розрізу h_1 , h_2 , h_3 , ρ_1 , ρ_2 , ρ_3 , ρ_4 .

Наведемо приклад генерування нейронної мережі для параметру ρ_1 .

Створення нейронної мережі для прогнозу параметру розрізу ρ_1

Спочатку для безперервних цільових змінних (Continuous targets) виберемо параметр розрізу ρ_1 ; для безперервних вхідних змінних (Continuous inputs) вибирають змінні 8-83 (рис. 3.8).

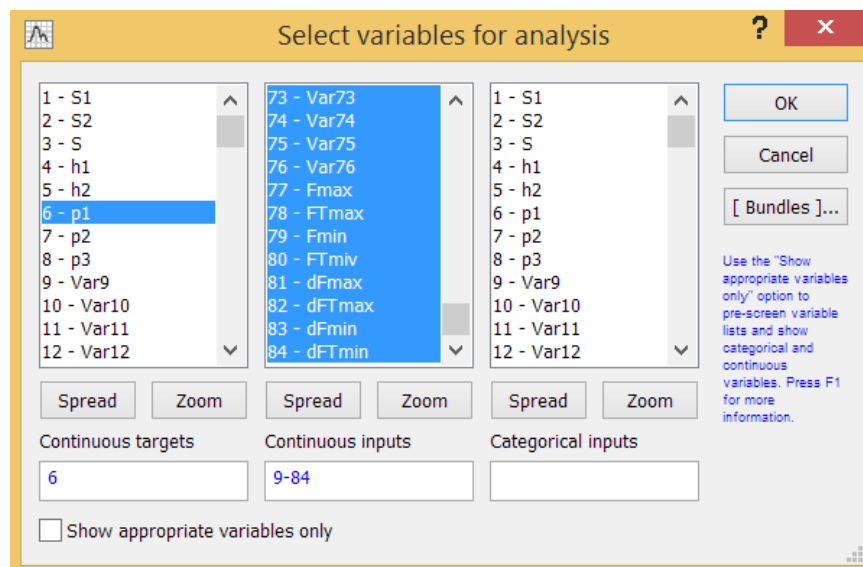


Рисунок 3.8 Діалог вибору змінних для регресійного аналізу

Клікаємо ОК, щоб прийняти вибір змінних, закриваємо діалог, і повертаємось до SANN - Data selection - діалогу вибору даних.

Тепер вибираємо вкладку Sampling tab (див. рис. 3.7). Ефективність роботи нейронної мережі визначається тим, як добре вона узагальнює на

невідомих даних (тобто, як добре вона передбачає дані, які не було використане впродовж навчання). Результат узагальнення - фактично одна з основних проблем при навчанні нейронної мережі. Коли учбові дані були повністю апроксимовані (тобто, настільки детально, що навіть випадковий шум в межах набору даних був відтворений), то надзвичайно важко для мережі зробити точні прогнози за новими даними.

Єдиний шлях боротися з цією проблемою - розділити дані в двох (чи трьох) підмножинах: учбовий набір, перевіряючий набір і набір підтвердження. Ці підмножини даних можуть потім бути використані для:

- 1) навчання мережі;
- 2) перевірки або тестування ефективності навченої мережі;
- 3) завершального випробування, щоб визначити, як добре мережа передбачає "нові" дані.

У SANN, призначення зразків до 3-х підмножин може бути зроблене за умовчуванням або самостійно. Ми користуватимемося опцією за умовчуванням.

Стратегії побудови моделі. SANN забезпечує дві стратегії нейромережевого пошуку, які можуть бути використані для побудови моделей: Автоматизований Нейромережевий Пошук (ANS) і Користувацькі Нейронні Мережі (CNN). Засіб ANS може бути використаний для створення нейронних мереж з різними врегулюваннями і конфігураціями, вимагаючи мінімальних специфікацій. ANS допомагає створювати і тестувати нейронні мережі для аналізу даних і проблем прогнозування. Ця стратегія проектує ряд мереж, а потім вибирає ті мережі, які краще усього представляють зв'язок між вхідними і цільовими змінними (тобто, ті мережі, які досягають максимальної кореляції між вхідними і цільовими змінними).

Альтернативний інструмент Custom Neural Networks (CNN) надає можливість вибрати індивідуальну мережеву архітектуру і учбові алгоритми до точних специфікацій. CNN може використовуватися для навчання багаторазових нейромережевих моделей точно з тими ж специфікаціями

дизайну але з різною випадковою ініціалізацією ваг. В результаті, кожна мережа знайде одне з можливих рішень, сформульованих нейронними мережами тієї ж архітектури і конфігурацій. Іншими словами, кожна результуюча мережа забезпечить субоптимальним рішенням (тобто, локальним мінімумом).

Щоб вибрати стратегію, вибираємо вкладку Quick tab діалогу SANN - Data selection. Для нашого прикладу, вибираємо кнопку Automated network search (ANS) розміщену в Strategy, а потім клацаємо ОК, щоб показати діалог SANN - Automated network search (ANS) (рис. 3.9).

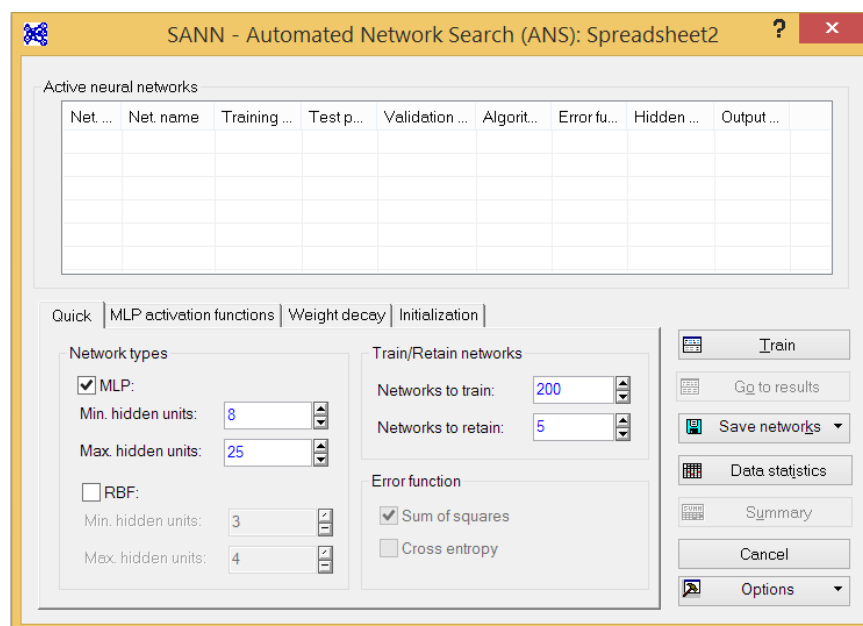


Рисунок 3.9 - Діалогове вікно SANN - Automated network search (ANS)
вкладка Quick tab

Перед навчанням мереж, розглянемо деякі з опцій, які доступні на цьому діалозі.

Network types (Мережеві типи). ANS може бути зконфігурована, щоб навчити як мережі багатошарового персептрону (MLP), так і мережі радіальних базисних функцій (RBF).

Багатошаровий персептрон - найзагальніша форма мережі. Вона вимагає повторного навчання, яке, можливо, повільне, але мережі дуже

компактні, виконуються швидко одного разу навчання і в більшості задач наводять кращі результати, ніж інші види мереж.

Мережі радіальних базисних функцій прагнуть бути більшими, ніж багат шаровий персептрон, і часто мають гіршу продуктивність. Вони є також зазвичай менш ефективні, ніж багат шарові персептрони, якщо ви маєте великий ряд вхідних змінних.

Також, мережі RBF особливо не підходять для моделювання даних з категоріальними входами, відколи радіальні базисні функції RBF існують у безперервному просторі, а категоріальні змінні дискретні за природою.

Network complexity (Мережева складність). Специфічна особливість, за якою потрібно слідкувати - число прихованих одиниць в мережі (мережева складність). Наприклад, якщо ви використовуєте стратегію автоматичного пошуку ANS декілька разів без створення будь-яких хороших мереж, то, можливо, варто розглянути збільшення діапазону мережевої складності, яка пропонується стратегією ANS. Як альтернативу, якщо ви вважаєте, що певна кількість нейронів оптимальна для вашої проблеми, ви можете тоді виключити чинник складності з алгоритму ANS досить просто, встановлюючи діапазон прихованих одиниць від Min. hidden units до Max. hidden units. Таким чином ви допоможете стратегії ANS зосередитися на інших мережевих параметрах в її пошуку кращої мережевої архітектури і специфікацій, на відміну від числа прихованих одиниць, яке ви не знаєте апріорі. Відмітимо, що мережева складність встановлюється окремо для кожного мережевого типу.

Networks to train, networks to retain (Мережі для навчання, мережі для збереження). Число мереж, які мають бути навченими і збереженими, може бути визначене на вкладці Quick tab. Можна конкретизувати будь-яке число мереж, які потрібно згенерувати і зберегти будь-яке число їх після завершення навчання. Якщо є бажання зберегти більш ніж одну мережу, то можна користуватися ними для створення прогнозів як автономно, так і в

ансамблі. Прогнози ансамблю добре навчених мереж загалом точніші в порівнянні з прогнозами індивідуальних членів.

Для того щоб зберегти усі навчені моделі, потрібно встановити значення в Networks to train рівним Networks to retain. Проте, часто краще встановити число збережених мереж меншим, ніж число мереж для навчання, яке можна встановити досить значним. Це дозволить SANN зберігати підмножину мереж, які виконуються краще усього на навчальних даних. З цієї причини рекомендується встановлювати високе значення в Networks to train, щоб SANN завершив обчислення даних з багатьма змінними і випадками для мереж з великим рядом прихованих одиниць.

MLP activation functions (Функції активації MLP). Потрібно вибрати вкладку MLP activation functions (рис. 3.10), щоб розглянути список функцій активації для прихованих і вихідного шарів мереж MLP (ця опція буде доступною, коли MLP мережі вибираються в Network types на вкладці Quick tab). Хоча більшість з типових конфігурацій для ANS обчислюється відповідно до властивостей даних, іноді необхідно змінити ці конфігурації задані за умовчанням. Наприклад, якщо є потреба, щоб пошуковий алгоритм включав функцію Sine як можливу функцію активації.

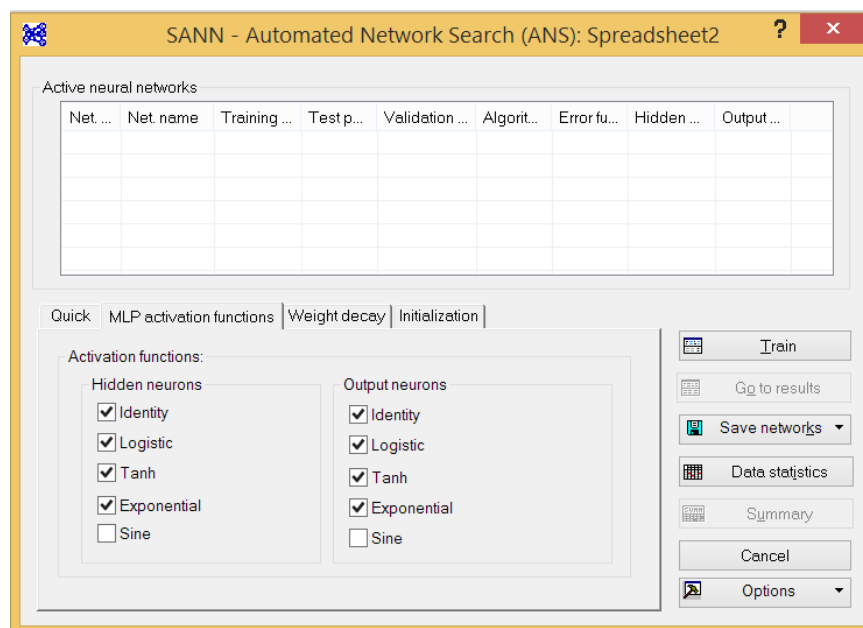


Рисунок 3.10 - Діалогове вікно SANN - Automated network search (ANS)
вкладка MLP activation functions tab

Це може виявитися корисним, коли дані розподілені радіально. З іншого боку, якщо відомо (з попереднього досвіду), що мережі з активаціями Tanh в прихованих шарах недостатньо ефективні для конкретного набору даних. В цьому випадку, можна просто виключити цю функцію активації, знявши відповідну галочку.

Можна конкретизувати активаційні функції для прихованих нейронів і нейронів виходу в мережі MLP. Ця опція не доступна для мереж RBF. Можна також обмежити автоматичний пошук мереж ANS відбором тільки одної функції активації серед інших, якщо для цього є достатньо вагомі причини. Наприклад, якщо обмежити вибір прихованих активацій тільки функцією Logistic, ANS генеруватиме мережі тільки з цим видом активації. Проте, слід обмежувати пошукові параметри ANS тільки, якщо є логічна причина зробити це. Взагалі потрібно змусити ANS шукати параметри (для будь-якої мережевої властивості) якомога в ширшому діапазоні функцій.

Зауваження. Для регресійних завдань функція помилок Cross entropy (розміщено на вкладці Quick tab) недоступна відколи цей вид функції помилок може моделювати тільки дані для завдань класифікації (які мають поліноміальний розподіл). Також вкладка MLP activation functions tab стає недоступною, коли прапорець MLP не був вибраний.

Навчання моделей

Спершу вибираємо вкладку Quick tab, і в полі Networks to train встановлюємо число мереж для навчання, наприклад, 200 (див. рис. 3.9). Завжди варто встановлювати це число до такого високого рівня, який можливий (особливо при значному об'ємі даних). Якщо ми хочемо розглядати як MLP, так і RBF типи мережі, то необхідно встановити прапорці як в MLP, так і в RBF. Для нашого прикладу залишимо тільки мережі MLP.

Для запуску процедури навчання клацаємо кнопку Train. Впродовж навчання буде показано діалогове вікно Neural network training in progress (рис. 3.11). Цей діалог забезпечує сумарні деталі про згенеровані мережі, у тому числі вид мережі (MLP або RBF), функцій активації, учбового циклу і відповідних значень помилок.

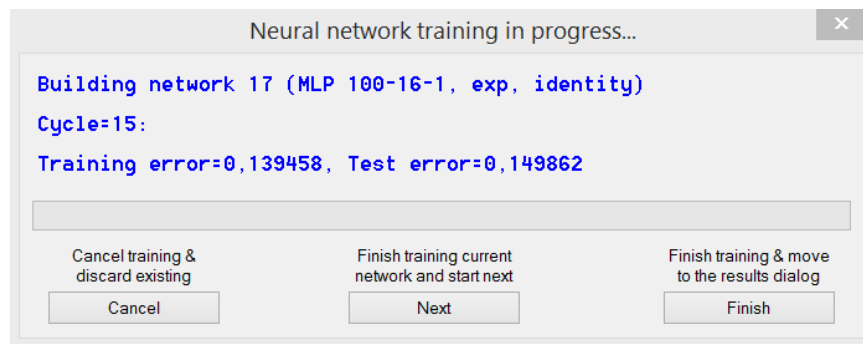


Рисунок 3.11 - Процес навчання нейронної мережі

Після завершення навчання буде показаний діалог результатів SANN - Results. В таблиці активних нейронних мереж (розміщеній у вершині діалогу) будуть записані 5 найкращих згенерованих мереж.

Розгляд результатів

Діалог результатів SANN - Results забезпечує різноманітність вибору для прогнозів, графіків і розгляду властивостей мереж (рис. 3.12).

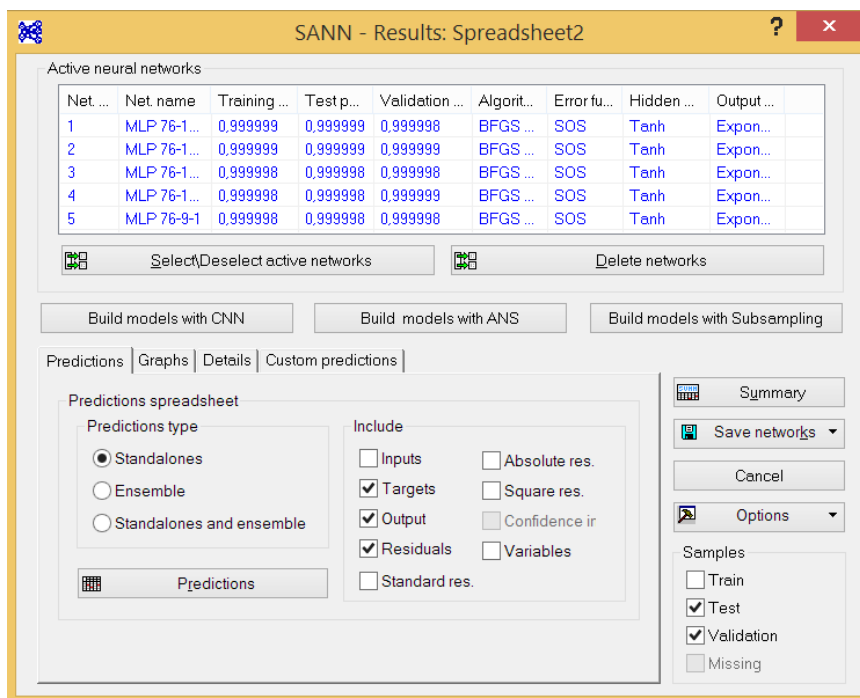


Рисунок 3.12 - Діалогове вікно SANN – Results вкладка Predictions tab

Активні нейронні мережі, розміщені у вершині діалогу, надають можливість швидко порівняти результати навчання і випробування для кожної з відібраних мереж, забезпечує додаткову сумарну інформацію про кожну модель, у тому числі алгоритм, використаний в навчанні, функцію помилок, активаційні функції, які використано для прихованого і вихідного шарів. Щоб відкрити таблицю інформації про активні мережі, клацаємо кнопку Summary (рис. 3.13).

The image contains two screenshots of a software window titled 'Workbook1* - Summary of active networks (Spreadsheet2)'. The top screenshot displays a table with the following data:

Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Validation perf.	Training error
1	MLP 76-15-1	0,999999	0,999999	0,999998	0,000126
2	MLP 76-15-1	0,999999	0,999999	0,999999	0,000105
3	MLP 76-14-1	0,999998	0,999998	0,999998	0,000209
4	MLP 76-15-1	0,999998	0,999998	0,999999	0,000226
5	MLP 76-9-1	0,999998	0,999998	0,999998	0,000223

The bottom screenshot displays a table with the following data:

Test error	Validation error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
0,000199	0,000222	BFGS 799	SOS	Tanh	Exponential
0,000181	0,000192	BFGS 939	SOS	Tanh	Exponential
0,000239	0,000223	BFGS 647	SOS	Tanh	Exponential
0,000296	0,000200	BFGS 1049	SOS	Tanh	Exponential
0,000294	0,000274	BFGS 607	SOS	Tanh	Exponential

Рисунок 3.13 - Характеристики 5 найкращих регресійних мереж для визначення параметру розрізу ρ_1

Для прогнозування параметру розрізу ρ_1 можна обрати або одну мережу з найкращими характеристиками (опція Standalones в полі Predictions type на рис. 3.12) або ансамбль 5 мереж (опція ensemble) або одночасно обидва варіанти (опція Standalones and ensemble).

Для нашого прикладу оберемо опцію Standalones, натискаємо на кнопку Select\Deselect active networks, щоб відкрити діалогове вікно Model activation і в ньому виділяємо мережу №1, яка має найкращі характеристики (сума помилок тестування і підтвердження мінімальна) (рис. 3.14).

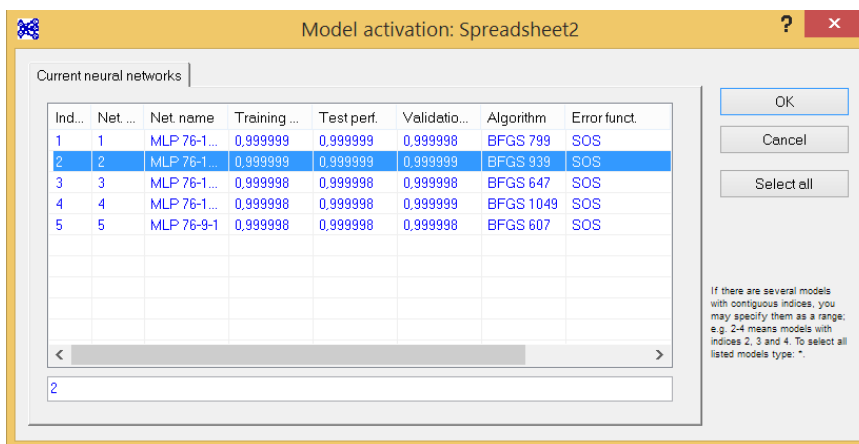


Рисунок 3.14 - Діалогове вікно Model activation

Клацаємо ОК

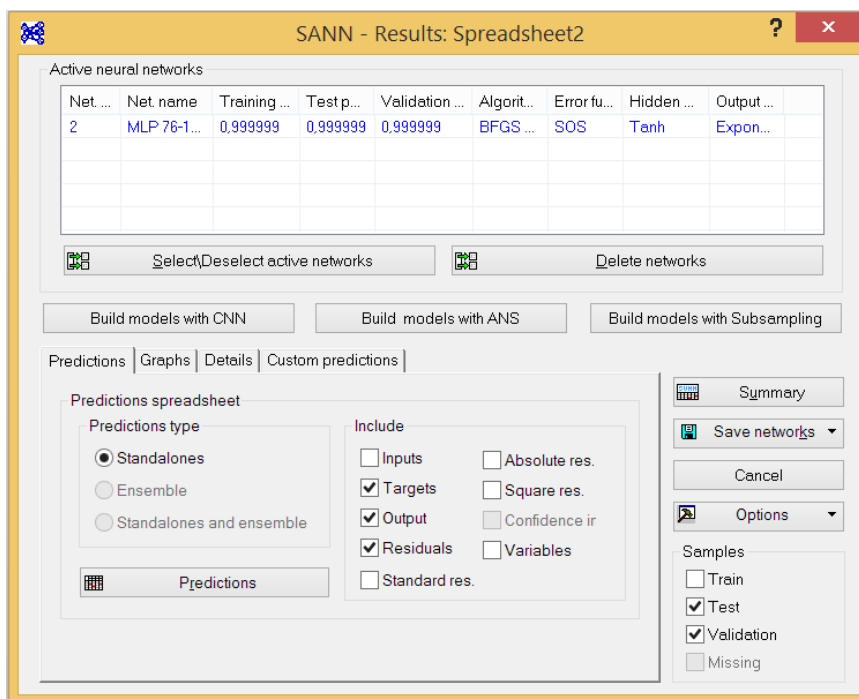


Рисунок 3.15 - Діалогове вікно SANN – Results вкладка Predictions tab з мережею №2

Прогнози. На вкладці Predictions tab клацаємо кнопку Predictions для виведення таблиці результатів прогнозування параметру розрізу ρ_1 мережею №2 для усіх 1000 моделей геоелектричного розрізу (рис.3 16).

Predictions spreadsheet for p1 (Spreadsheet2)				
Samples: Test, Validation				
Case name	Sample	p1 Target	p1 - Output 2. MLP 76-15-1	p1 - Residuals 2. MLP 76-15-1
2	Validation	22,91000	22,89439	0,015613
3	Test	20,34000	20,33945	0,000555
5	Validation	19,27000	19,27711	-0,007110
6	Validation	24,34000	24,32405	0,015953
8	Validation	24,68000	24,68460	-0,004602
10	Test	41,57000	41,58790	-0,017903
14	Validation	12,51000	12,49410	0,015899
20	Validation	28,50000	28,49595	0,004051
21	Test	49,14000	49,11671	0,023290
22	Test	33,11000	33,09272	0,017278
26	Test	32,66000	32,65487	0,005134
27	Test	38,96000	38,97028	-0,010280
34	Test	25,92000	25,92073	-0,000734
36	Test	21,91000	21,91466	-0,004661
41	Test	40,82000	40,80346	0,016543
42	Validation	10,12000	10,17235	-0,052353
43	Test	35,54000	35,54799	-0,007991
45	Test	11,49000	11,51583	-0,025829
46	Validation	45,72000	45,71051	0,009493
47	Test	12,89000	12,89176	-0,001764
48	Validation	34,44000	34,45110	-0,011097
51	Test	14,64000	14,63229	0,007711
54	Validation	25,45000	25,44778	0,002221
56	Validation	47,58000	47,57932	0,000685
58	Test	13,58000	13,60246	-0,022455
60	Test	47,60000	47,60054	-0,000544

Рисунок 3.16 - Таблиця результатів прогнозування параметру розрізу p_1 мережею №2

Для відображення графічної інформації про ефективність роботи згенерованої мережі відкриваємо вкладку Graphs tab у вікні SANN – Results. Опції на цій вкладці надають можливість створити гістограми, 2D кореляційні графіки і 3D поверхні, користуючись цілями, прогнозами, залишками і входами (рис. 3.17).

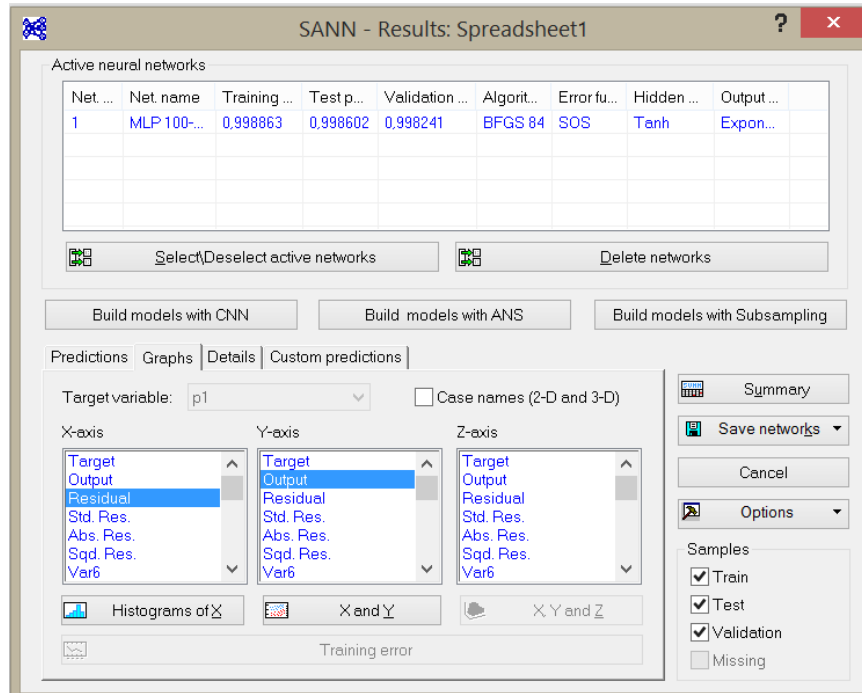


Рисунок 3.17 - Діалогове вікно SANN – Results вкладка Graphs tab

Щоб оцінити ефективність роботи регресійної мережі в діалоговому вікні результатів в полі вибору змінної для осі X виділяємо Residual (залишки – різниці виходу і цільовою змінною) і тиснемо клавишу Histograms of X, щоб оцінити розподіл залишків через гістограму (рис. 3.18)

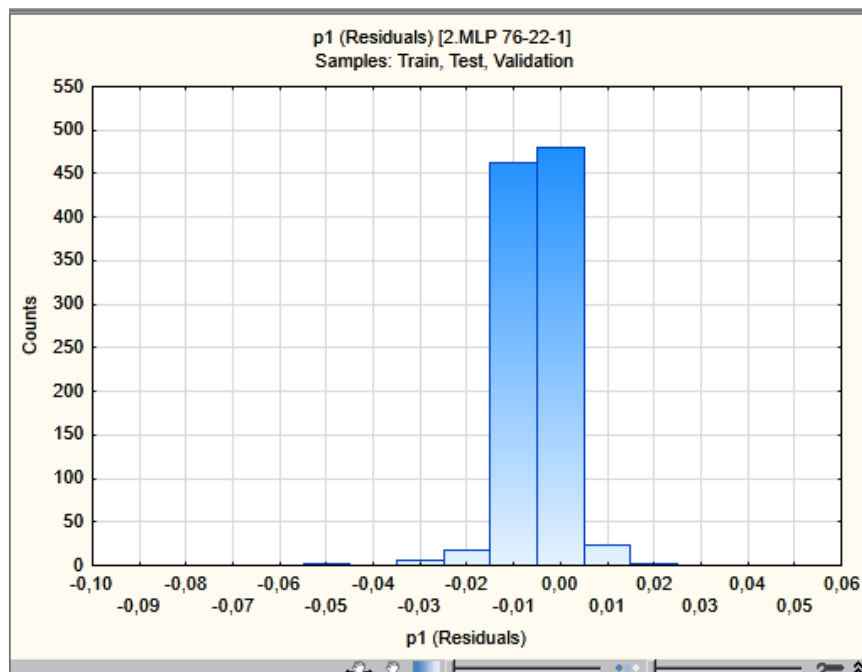


Рисунок 3.18 - Гістограма залишків між вхідними і прогнозними значеннями параметру розрізу p_1

Огляд гістограми показує, що залишки є близькими до нормального розподілу з нульовим середнім, який є хорошою вказівкою, що мережа виявила шумову модель в залишках (як і в більшості інструментів нейронних мереж, SANN припускає, що шум на цільових змінних має нормальний розподіл з нульовим середнім і невідомою дисперсією).

Ще один корисний графік показує розсіювання спостережуваних і прогнозованих значень для цільових змінних. Щоб вивести його, вибираємо Target в списку змінних по осі X і Output в списку змінних Y- осі, і натискаємо кнопку X and Y (рис.3.19).

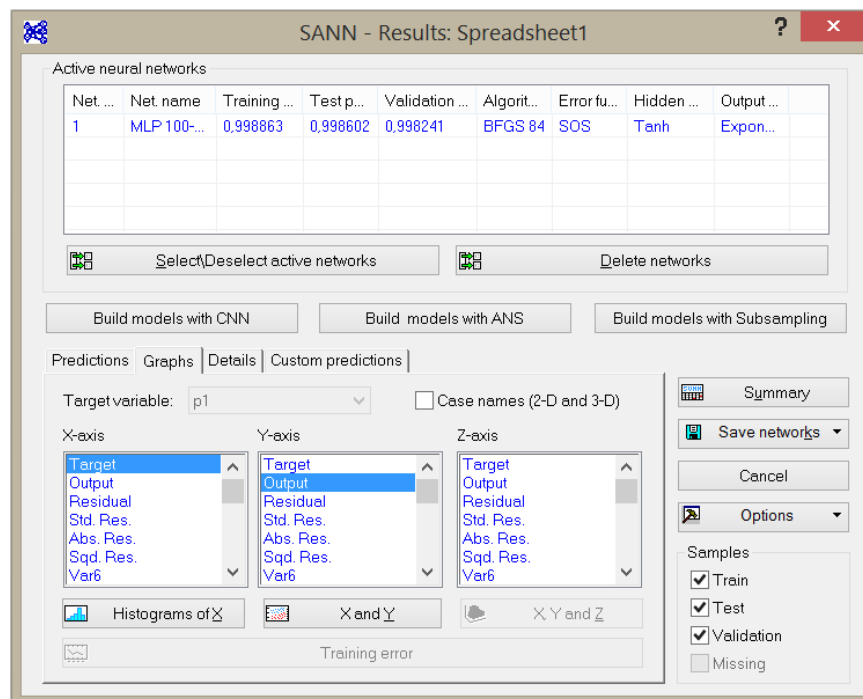


Рисунок 3.19 - Вибір змінних для кореляційного графіку

Можемо використовувати цей графік (рис. 3.20), щоб візуально оглянути, наскільки добре цільові значення пов'язані з мережевими виходами, спостерігаючи, як близько графік підходить до 45-градусної лінії, що також відображається в діаграмі розсіювання. Насправді, графік є не що інше, як візуалізації коефіцієнта кореляції, який відіграє центральну роль у виборі мережі. Деякі з точок на діаграмі розсіювання не лежать точно на 45-градусної лінії. Це тому, що мережа виявила деякий шум на цільових

значеннях і уникла моделювання їх як істинних сигналів, що є бажаним результатом.

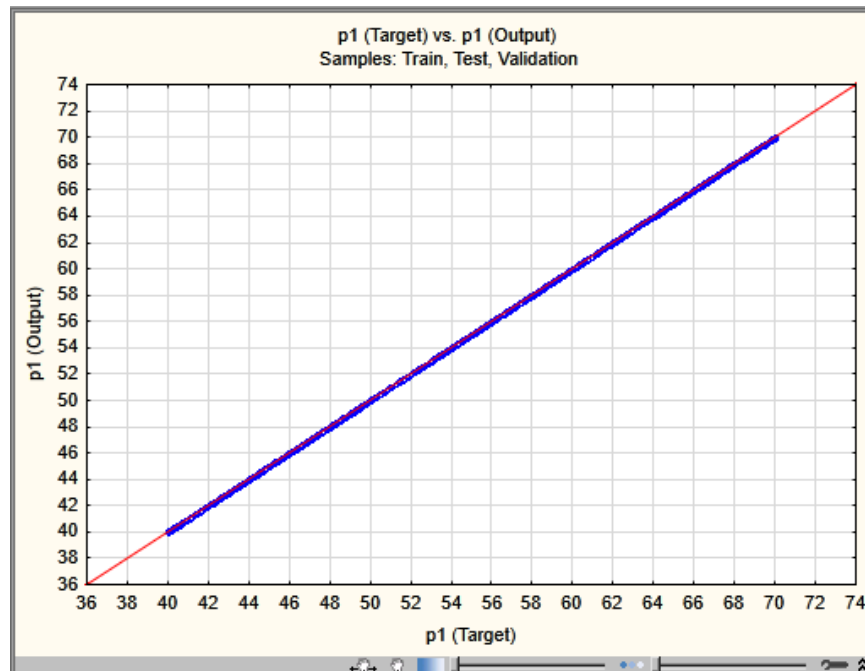


Рисунок 3.20 - Кореляційний графік значень цільової змінної $p1$ і її прогнозу мережею №2

Мережеві деталі. Вкладка Details tab забезпечує доступ до додаткової інформації про мережі. Наприклад, можна розглянути таблицю ваги для індивідуальних мереж або коефіцієнти кореляції для різних підмножин (навчальні, тестові і т.п.). Можна також розглядати статистики як даних, так і прогнозів. Найбільш важливою інформацією є аналіз чутливості змінних.

Загальний аналіз чутливості (Global sensitivity analysis). Загальні аналізи чутливості дають інформацію про відносну важливість змінних, які використовувалися в нейронній мережі. При аналізі чутливості SANN перевіряє, як мережеві виходи (прогнози) і, отже, частоти появи помилок, будуть зростати або зменшуватися, якщо кожна з його вхідних змінних буде змінена.

У загальному аналізі чутливості окремої змінної набір даних представляється мережі двічі – спершу без зміни окремої змінної і другий раз

окрема змінна замінюється її середнім значенням, вичисленим на учбовій підмножині. Після цього обчислюється результуюча мережева помилка як до зміни, так і після зміни. Якщо важлива змінна змінилася таким чином, то помилка збільшиться набагато; якщо малозначуща змінна змінена таким чином, то помилка мережі не збільшиться набагато.

Клікаємо кнопку Global sensitivity analysis на вкладці Details tab діалогу Результатів, щоб провести загальний аналіз чутливості (рис. 3.21-3.22).

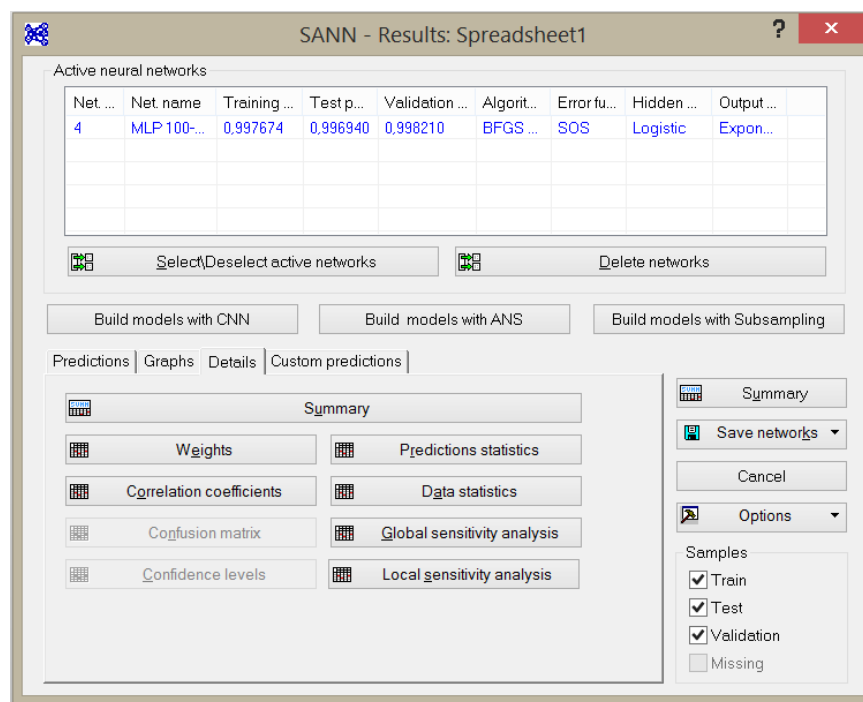


Рисунок 3.21 - Діалогове вікно SANN - Results
вкладка Details tab

The screenshot shows the 'Sensitivity analysis (Spreadsheet1)' window. It displays a table with the following data:

Networks	a3	a4	a5	a2	a1	a6	a8	a7
2.MLP 76-22-1	24322,52	23789,08	22996,59	21952,87	20588,46	20232,31	15282,52	12666,5

Рисунок 3.22 - Фрагмент результатів аналізу чутливості (інформативності)
змінних

Таблиця результатів аналізу чутливості показує для обраної моделі мережі відношення помилки мережі з опущеним входом до мережевої помилки з доступним входом. Якщо коефіцієнт дорівнює 1 або менше, мережа фактично виконує прогноз краще, якщо параметр пропущений повністю - можлива ознака, що він має бути скорочений з мережі.

Для того, щоб проінтерпретувати результати аналізу чутливості, згадаємо, що в нашому прикладі діапазон змінних $8 \div 39$ відповідає точкам $1 \div 32$ амплітудної кривої, а змінні $44 \div 76$ відповідають точкам $1 \div 32$ фазової кривої. Інші змінні відповідають екстремальним точкам кривих і їх похідних.

Збереження мережі. Зберегти встановлену мережу можна вибираючи в діалозі SAAN – Results кнопку Save networks. Натискаємо цю кнопку, щоб відобразити список, який містить наступні команди:

PMML script. Вибираємо PMML script для відображення діалогового вікна для збереження файлу з розширенням .PMML, в якому містяться варіанти для зберігання активних мереж для використання в майбутньому.

Згенеровану нейронну мережу №2 збережемо з розширенням .PMML.

Подібним чином були згенеровані нейронні мережі для усіх інших параметрів геоелектричного розрізу.

3.3 Кількісна інтерпретація кривих МТЗ

Тепер після створення нейронних регресійних мереж, які дозволяють визначати окремі параметри геоелектричного розрізу, перейдемо до завершального етапу кількісної інтерпретації - визначенню параметрів геоелектричного розрізу на площі Бережани.

Підготовка даних

Кількісну інтерпретацію проведемо на даних, змодельованих для 10 точок МТЗ для 2-х варіантів 4-шарового геоелектричного розрізу; варіант 1 – в розрізі відсутній високоомний горизонт рифогенних утворень; варіант 2 – в розрізі присутній високоомний горизонт рифогенних утворень (таб. 3.1-3.2)

Таблиця 3.1 - Параметри геоелектричних розрізів (варіант 1)

№ МТЗ	Параметри геоелектричного розрізу						
	h1	h2	h3	p1	p2	p3	p4
1	0,75	1,0	0,65	50	20	60	25
2	0,75	1,0	0,65	50	20	60	25
3	0,75	0,95	0,65	50	20	60	25
4	0,7	0,95	0,65	50	20	60	25
5	0,7	0,9	0,65	50	20	60	25
6	0,65	0,9	0,65	50	20	60	25
7	0,65	0,9	0,65	50	20	60	25
8	0,6	0,95	0,65	50	20	60	25
9	0,6	1,0	0,65	50	20	60	25
10	0,5	1,0	0,65	50	20	60	25

Таблиця 3.2- Параметри геоелектричних розрізів (варіант2)

№ МТЗ	Параметри геоелектричного розрізу						
	h1	h2	h3	p1	p2	p3	p4
1	0,75	1,0	0,65	50	20	60	25
2	0,75	1,0	0,65	50	20	60	25
3	0,75	0,95	0,65	50	20	60	25
4	0,7	0,95	0,65	50	20	60	25
5	0,7	0,9	0,65	50	20	120	25
6	0,65	0,9	0,65	50	20	120	25
7	0,65	0,9	0,65	50	20	120	25
8	0,6	0,95	0,65	50	20	120	25
9	0,6	1,0	0,65	50	20	60	25
10	0,5	1,0	0,65	50	20	60	25

Розрахуємо теоретичні амплітудні, фазові криві, їх похідні по часу і екстремальні точки цих кривих та їх похідних, які будуть використані для кількісної інтерпретації.

Для прикладу наведемо розраховані дані для точки МТЗ-1 (рис. 3.23).

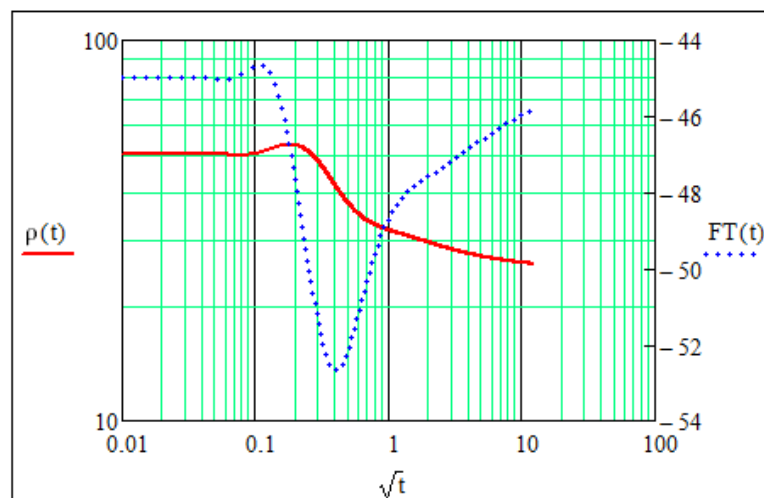
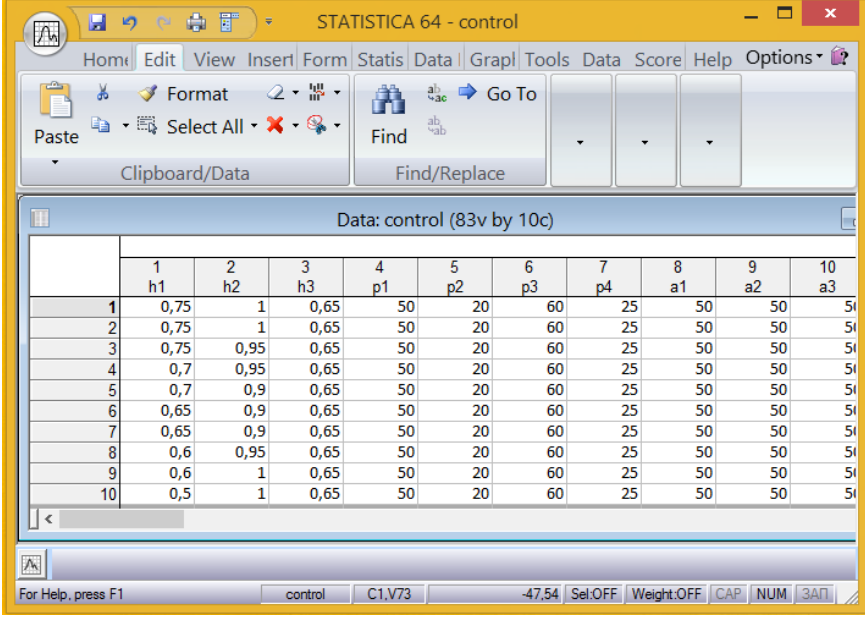


Рисунок 3.23 - Амплітудна і фазова крива для МТЗ-1 геоелектричного розрізу площі Бережани

За результатами моделювання формуємо файл даних системи STATISTICA. Наприклад, для варіанту 1 (рис. 3.24)



	1 h1	2 h2	3 h3	4 p1	5 p2	6 p3	7 p4	8 a1	9 a2	10 a3
1	0,75	1	0,65	50	20	60	25	50	50	50
2	0,75	1	0,65	50	20	60	25	50	50	50
3	0,75	0,95	0,65	50	20	60	25	50	50	50
4	0,7	0,95	0,65	50	20	60	25	50	50	50
5	0,7	0,9	0,65	50	20	60	25	50	50	50
6	0,65	0,9	0,65	50	20	60	25	50	50	50
7	0,65	0,9	0,65	50	20	60	25	50	50	50
8	0,6	0,95	0,65	50	20	60	25	50	50	50
9	0,6	1	0,65	50	20	60	25	50	50	50
10	0,5	1	0,65	50	20	60	25	50	50	50

Рисунок 3.24 - Файл даних системи STATISTICA

Кількісну інтерпретацію виконуємо послідовно, використовуючи для кожного параметру. Як приклад, розглянемо визначення питомого опору першого шару для 10 точок МТЗ варіанту 1.

Визначення питомого опору p_1 першого шару.

Для виконання прогнозу параметрів геоелектричного розрізу на нових даних відкриваємо модуль нейронних мереж, в стартовій панелі SANN - New Analysis/Deployment робимо активним пункт Deploy models from previous analuses, тиснемо кнопку Load network files і знаходимо файл відповідної даному геоелектричному параметру збереженої нейронної мережі з розширенням .PMML (в даному випадку це мережа для прогнозування параметру p_1). В результаті стартова панель для регресійного аналізу нових даних матиме вигляд (рис. 3.25)

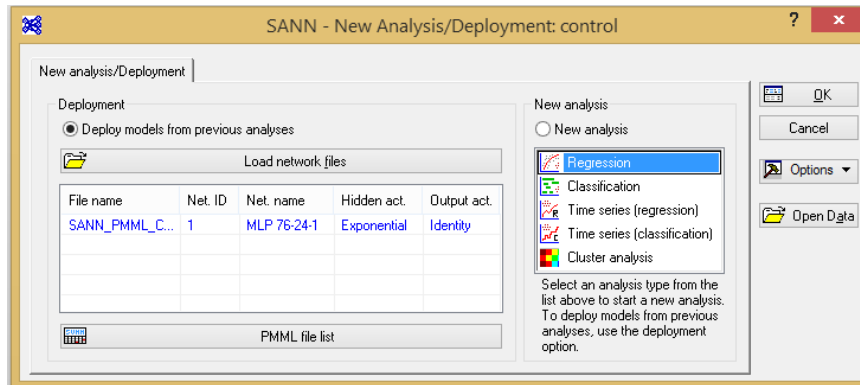


Рисунок 3.25 - Стартова панель модуля STATISTICA Neural Networks (SANN) з файлом збереженої мережі

Тиснемо кнопку ОК. Відкривається діалогове вікно SANN – Data selection, в якому автоматично визначені змінні для аналізу (рис. 3.26).

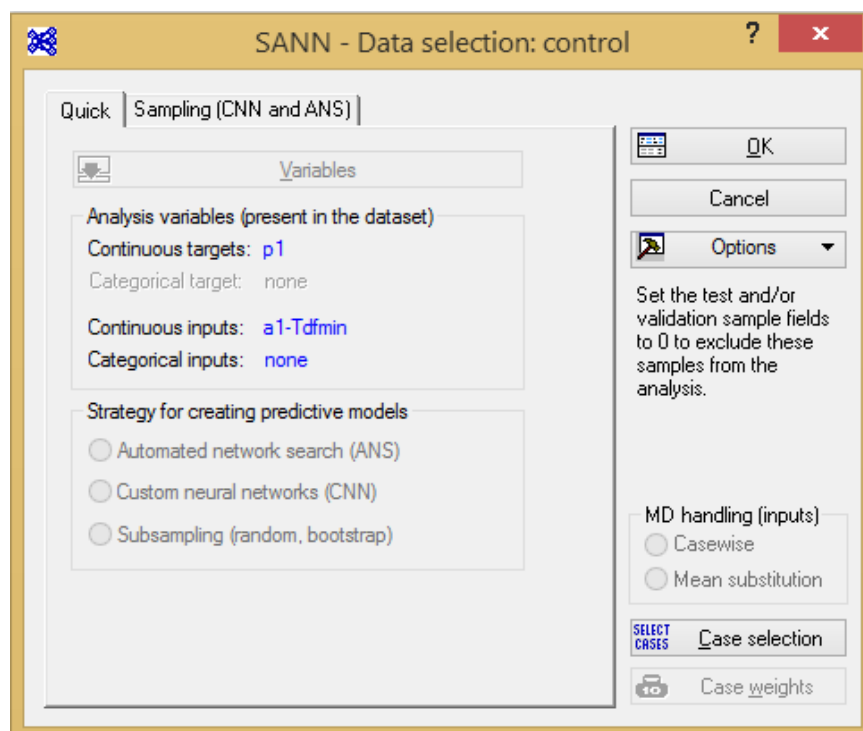


Рисунок 3.26 - Діалогове вікно SANN – Data selection з визначеними змінними для регресійного аналізу

Клацаємо ОК. Відкривається діалогове вікно SAAN – Results, де необхідно перейти до вкладки Custom predictions і в полі Number of cases to predict ввести число розрізів для прогнозу (в нашому випадку 10) (рис. 3.27).

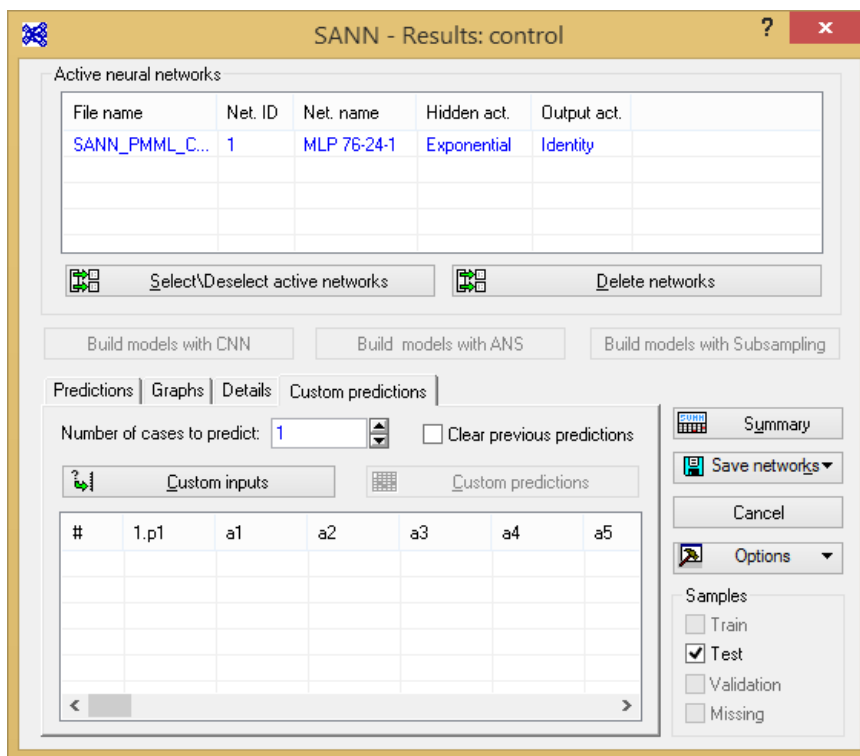


Рисунок 3.27 - Діалог SAAN – Results вкладка Custom predictions

Далі натискаємо кнопку Custom input і вставляємо попередньо скопійовані нові дані в таблицю, як це показано в наступному рисунку (рис. 3.28).

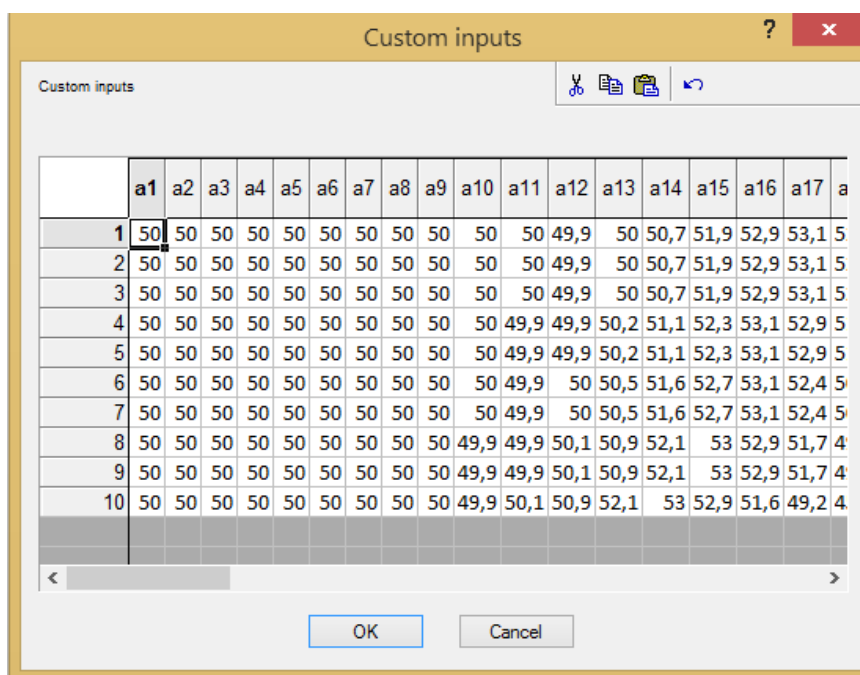


Рисунок 3.28 - Вікно Custom input з новими даними

Клацаємо ОК і отримуємо результати прогнозування опору p_1 в наступному вікні (рис. 3.29).

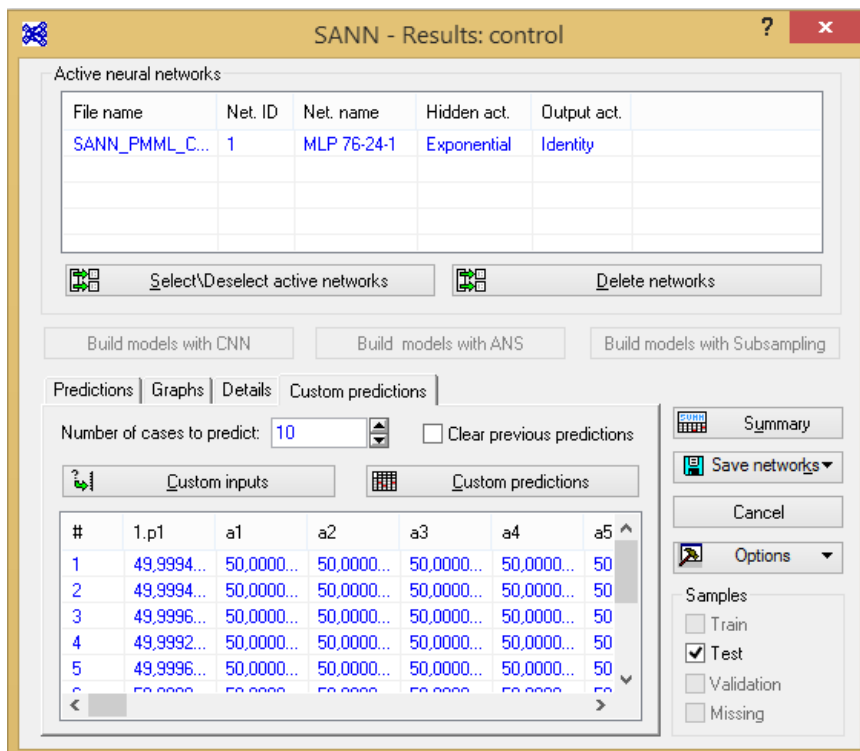
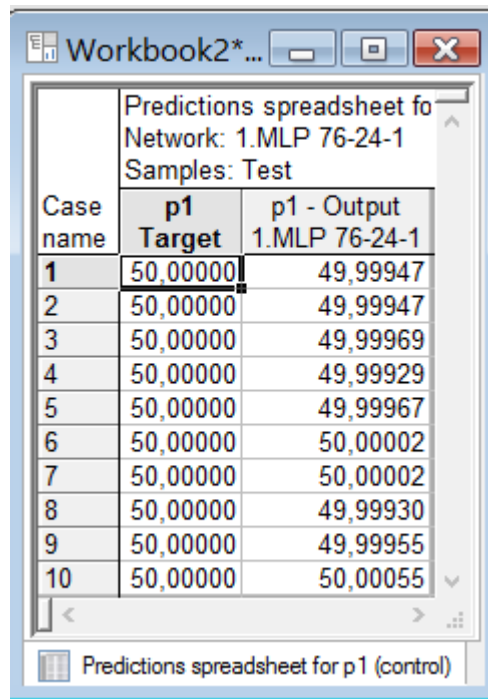


Рисунок 3.29 - Вікно SAAN – Results з результатами прогнозування параметру p_1

Щоб вивести повну таблицю результатів прогнозу клацаємо кнопку Custom predictions (рис. 3.30).



Predictions spreadsheet for Network: 1.MLP 76-24-1 Samples: Test		
Case name	p1 Target	p1 - Output 1.MLP 76-24-1
1	50,00000	49,99947
2	50,00000	49,99947
3	50,00000	49,99969
4	50,00000	49,99929
5	50,00000	49,99967
6	50,00000	50,00002
7	50,00000	50,00002
8	50,00000	49,99930
9	50,00000	49,99955
10	50,00000	50,00055

Рисунок 3.30 - Вікно Custom predictions з результатами прогнозування опору p1

Повертаємось до вікна SAAN – Results і переходимо до вкладки Predictions, тиснемо однойменну кнопку (попередньо ставимо галочку проти пункту Residuals). Відкривається таблиця з результатами прогнозування опору p1, де в першій колонці показані цільові значення опору, в другій – прогнозні (вихід нейронної мережі), в третій – залишки, тобто різниці між цільовими і прогнозними значеннями) (рис. 3.31).

Case name	p1 Target	p1 - Output 1.MLP 76-24-1	p1 - Residuals 1.MLP 76-24-1
1	50,00000	49,99947	0,000527
2	50,00000	49,99947	0,000527
3	50,00000	49,99969	0,000311
4	50,00000	49,99929	0,000712
5	50,00000	49,99967	0,000330
6	50,00000	50,00002	-0,000018
7	50,00000	50,00002	-0,000018
8	50,00000	49,99930	0,000697
9	50,00000	49,99955	0,000455
10	50,00000	50,00055	-0,000552

Рисунок 3.31 - Результати прогнозування питомого опору p_1

Щоб оцінити ефективність роботи регресійної мережі в діалоговому вікні результатів в полі вибору змінної для осі X виділяємо Residual (залишки – різниці виходу і цільовою змінною) і тиснемо клавишу Histograms of X, щоб оцінити розподіл залишків через гістограму (рис. 3.32).

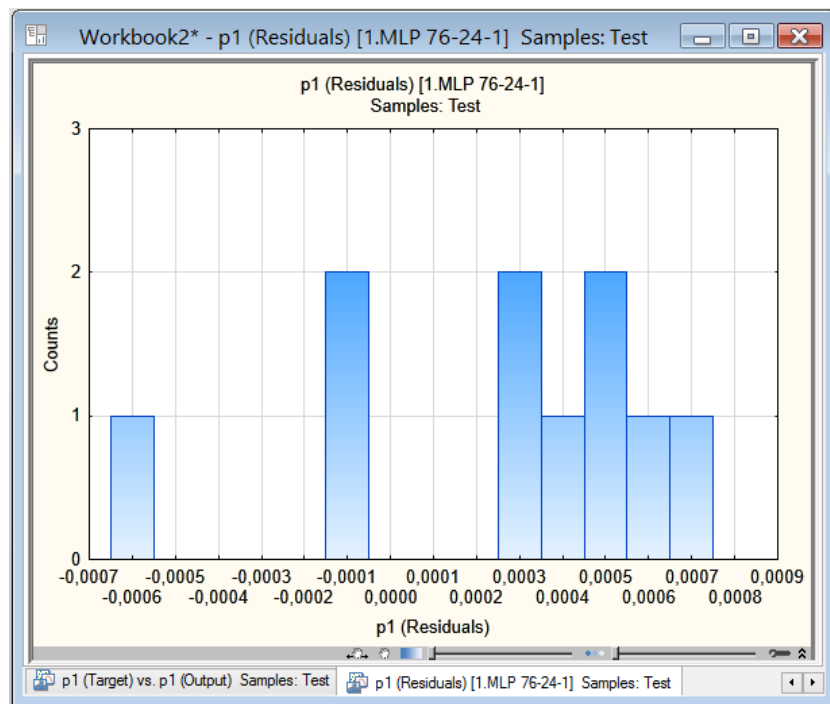


Рисунок 3.32 - Гістограма залишків між вхідними і прогнозними значеннями параметру розрізу p_1

Як видно з результатів точність прогнозних значень параметру розрізу ρ_1 висока (менша 10^{-3} Ом).

Подібним чином були визначені усі інші параметри розрізу після кількісної інтерпретації з використанням нейронних мереж.

Результати розв'язання оберненої задачі методом нейронних мереж

Одним із найважливіших етапів інтерпретації магнітотелуричних даних є розв'язання оберненої задачі, тобто визначення розподілу питомого електричного опору в геоелектричному розрізі за результатами спостережень компонент електромагнітного поля на поверхні.

З метою підвищення стійкості, адаптивності та достовірності результатів у даній роботі застосовано нейромережевий підхід до розв'язання оберненої задачі магнітотелуричного зондування (МТЗ).

Нейронна модель була реалізована з використанням модуля Neural Networks програмного комплексу STATISTICA, який забезпечує інструменти для побудови, навчання та валідації багат шарових штучних нейронних мереж різної архітектури.

Для навчання було використано синтетичні дані (отримані шляхом прямого моделювання геоелектричних розрізів), виконані на площі Бережани.

У процесі роботи проводилося тестування різних архітектур і параметрів навчання, щоб досягнути найкращої кореляції між прогнозованими й реальними значеннями електричного опору.

У результаті розв'язання оберненої задачі МТЗ у середовищі STATISTICA отримано псевдорозрізи електричного опору для двох моделей геоелектричного розрізу площі Бережани.

На першій моделі (рис. 3.33) подано базовий розріз, який відображає основні електричні характеристики геологічних горизонтів і відповідає фоновим умовам ділянки.

На другій моделі (рис. 3.34), побудованій після оптимізації параметрів навчання мережі, чітко простежується рифогенний масив, який характеризується вищими значеннями питомого електричного опору. Така аномалія може свідчити про підвищену пористість і можливу насиченість порід вуглеводнями, що робить дану структуру перспективною в нафтогазоносному відношенні.

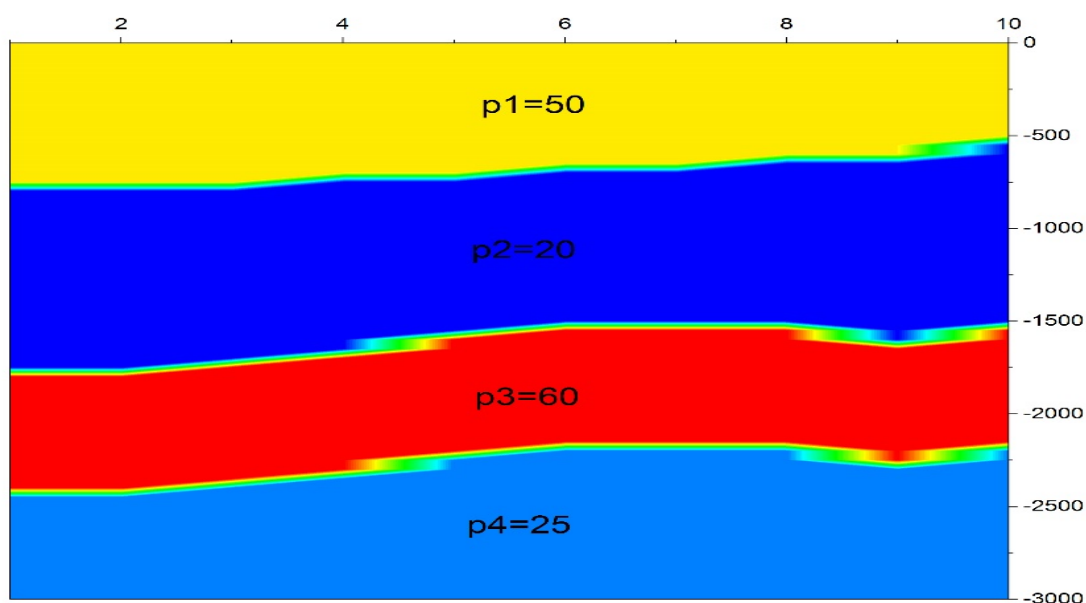


Рисунок 3.33 - Результат розв'язку оберненої задачі МТЗ для площі Бережани (модель 1)

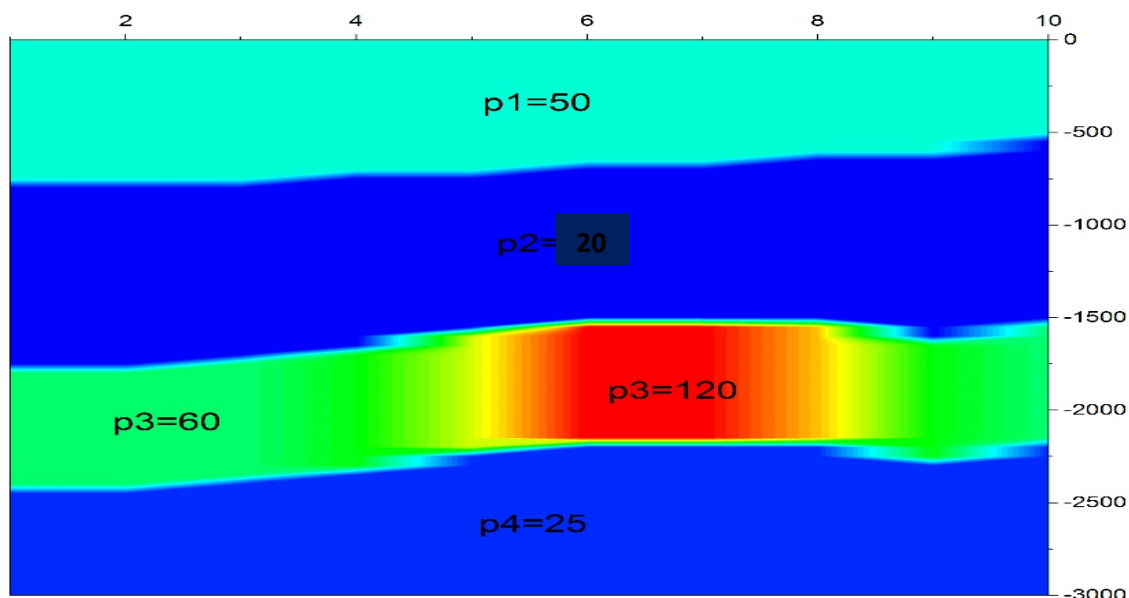


Рисунок 3.34 - Результат розв'язку оберненої задачі МТЗ для площі Бережани (модель 2)

Отримані результати свідчать, що нейромережева модель у STATISTICA має добру здатність до відтворення тонких структурних особливостей і різких контрастів електропровідності. Крім того, після етапу навчання подальша побудова псевдорозрізів відбувається значно швидше, що забезпечує оперативність обробки великих обсягів польових даних.

Таким чином, нейронні мережі виявилися ефективним інструментом для інтерпретації МТЗ, забезпечивши підвищену точність прогнозування параметрів геоелектричного розрізу, покращення просторової роздільної здатності та можливість автоматизації процесу обробки даних.

Висновки до розділу 3

Розв'язання оберненої задачі МТЗ із застосуванням модуля Neural Networks пакета STATISTICA продемонструвало високу ефективність нейромережевих методів у реконструкції геоелектричних моделей. Отримані результати для площі Бережани свідчать про наявність рифогенного масиву, який є геологічно перспективним у нафтогазоносному сенсі. Запропонований

підхід може бути рекомендований для подальшого застосування у системах геофізичного моніторингу та пошуково-розвідувальних роботах у межах даного регіону.

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі виконано комплексне дослідження можливостей застосування нейромережових технологій для розв'язання оберненої задачі магнітотелуричного зондування (МТЗ) та прогнозування параметрів геоелектричного розрізу. На основі аналізу сучасних підходів до обробки електромагнітних даних і методів машинного навчання розроблено адаптивну нейромережеву модель, реалізовану з використанням модуля Neural Networks програмного комплексу STATISTICA.

Проведений теоретичний аналіз продемонстрував, що класичні методи інверсії мають обмеження щодо стабільності розв'язку та точності відтворення складних геоелектричних неоднорідностей. Запропоноване нейромережеве моделювання дозволило врахувати нелінійні зв'язки між вхідними магнітотелуричними параметрами та електричними характеристиками середовища, що забезпечило підвищення достовірності реконструкції геоелектричного розрізу.

У результаті практичної реалізації методики на матеріалах площі Бережани отримано псевдорозрізи питомого електричного опору для двох моделей. Друга модель, створена після оптимізації параметрів нейронної мережі, виявила рифогенний масив, який характеризується підвищеними значеннями питомого опору та є перспективним у нафтогазоносному відношенні. Це свідчить про можливість використання розробленого підходу для прогнозування колекторських зон і визначення потенційно продуктивних горизонтів.

Таким чином використання штучних нейронних мереж забезпечує:

- підвищення просторової роздільної здатності та деталізації геоелектричних структур;
- зменшення впливу апріорних припущень на якість результатів;

суттєве скорочення часу обробки даних після етапу навчання;
можливість автоматизації інтерпретації великих масивів
магнітотелуричної інформації.

Отримані результати дозволяють підвищити точність прогнозування
геоелектричних параметрів у складних геологічних умовах.

Список використаних джерел

1. Новотарський М. А., «Штучні нейронні мережі: обчислення», Київ, 2003.
2. Ткаченко Ю. Ф., «Нейромережеві технології при аналізі геолого-геофізичної інформації» – Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2014.
3. Фетісов В. С. Пакет статистичного аналізу даних STATISTICA : навч. посіб. / В. С. Фетісов. – Ніжин : НДУ ім. М. Гоголя, 2018. – 114 с.
4. С.О. Субботін. Методичні вказівки до виконання лабораторних робіт з дисципліни "Нейроінформатика та еволюційні алгоритми"– Запоріжжя: ЗНТУ, 2006. – 58 с.
5. Котик В.А., Бержинська Л.Ф., Папроцька К.М. «Геологічний звіт про результати структурно-пошукового буріння, проведеного на площі Бережани Тернопільської області УРСР в 1972 –1973 рр.». Львів, 1973, фонди ЗУГРЕ.
6. Ткаченко Ю.Ф., конспект лекцій з курсу "Електророзвідка" для студентів напрямку 6.040103 - Геологія. ІФНТУНГ, 2014.
7. Сейфулін, Р. С. Електророзвідка [Текст] : навч. посіб. / Р. С. Сейфулін, Е. Д. Кузьменко. – Івано-Франківськ : ІФНТУНГ, 2005. – 218 с. : іл. – (Каф. польової нафтогазової геофізики). – 213-218.
8. Штогрин, М. В. Електрична розвідка [Текст] : конспект лекцій. Ч. 1 / М. В. Штогрин. – Івано-Франківськ : ІФНТУНГ, 2021. – 133 с. – (Каф. нафтогазової геофізики).
9. Штогрин, М. В. Електрична розвідка [Текст] : конспект лекцій. Ч. 2 / М. В. Штогрин. – Івано-Франківськ : ІФНТУНГ, 2021. – 122 с. – (Каф. нафтогазової геофізики).
10. Електрична розвідка. (Практикум) [Текст] : навч. посіб. / Е. Д. Кузьменко, В. П. Степанюк, М. В. Штогрин, Н. С. Ганженко. – Івано-Франківськ : Факел, 2001. – 278 с. – ISBN 966-7327-57-4.

11. Головцин, В. М. Електрична розвідка корисних копалин [Текст]. Ч. 1 / В. М. Головцин, М. Ф. Скопиченко. – К. : Київ. ун-т, 1961. – 286 с. : іл., табл. – 283.
12. Електрометрія. Посібник із навчальної геофізичної практики : навч.-метод. видання / С. А. Вижва, М. В. Рева, І. І. Онищук, В. І. Онищук. – К. : Видавничо-поліграфічний центр "Київський університет", 2013. – 303 с.

БІБЛІОГРАФІЧНА ДОВІДКА

Тема магістерської роботи: “Застосування нейромережевих технологій для прогнозування параметрів геоелектричного розрізу на прикладі Бережанської площі “

Пояснювальна записка до магістерської роботи містить 69 сторінок, 37 рисунків.

Графічний матеріал (презентація містить 15 слайдів)

дата _____ підпис _____ Сергій ЗАРІЦЬКИЙ