

## МЕТОДИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ ПЕРЕДОБРОБКИ 3D СЕЙСМІЧНИХ ДАНИХ

Дмитрієва І.С.<sup>1</sup> [ORCID], Дмитренко А.М.<sup>2</sup> [ORCID]

<sup>1</sup>Український державний університет науки і технологій, к.т.н., доцент, України

<sup>2</sup>Український державний університет науки і технологій, аспірант, України

**Анотація.** У роботі досліджено сучасні методи автоматизованої передобробки 3D сейсмічних даних, спрямованих на підвищення якості геофізичної інтерпретації. Детально розглянуто характерні риси таких даних, через які виникає необхідність попереднього опрацювання: наявність сильних шумів, неоднорідність фізичних властивостей середовища та обробка великих масивів інформації. Описано традиційні підходи до передобробки, зокрема фільтрацію, нормалізацію, інтерполяцію, вирівнювання сигналів та методи їх підсилення. Значна увага зосереджена на інноваційних технологіях машинного навчання, включаючи використання згорткових нейронних мереж, автоенкодерів і генеративних моделей. Розглянуто перспективи автоматизації процесів передобробки за допомогою оптимізаційних алгоритмів та платформ AutoML. У підсумках виділено ключові переваги, існуючі обмеження та окреслено можливості подальшого розвитку гібридних підходів у даній галузі.

**Ключові слова:** 3D сейсмічні дані, передобробка, машинне навчання, шумофільтрація, інтерполяція, нейронні мережі, AutoML.

Вступ. Наукові дослідження глибинних пластів Землі у сучасності суттєво збагачуються завдяки вдосконаленим методикам використання сейсмічних даних, які слугують основою для отримання вичерпних відомостей про внутрішню структуру і геологічні взаємозв'язки підповерхневих утворень. Серед широкого спектра таких методів особливо важливу роль відіграють тривимірні (3D) сейсмічні моделі, створені на основі акустичних хвиль, що відбиваються від різних шарів земної кори. Ці зображення дозволяють створювати детальні просторово-часові репрезентації геологічних об'єктів, що відкриває нові можливості для їх комплексного аналізу й глибокого розуміння.

Прогрес у розвитку технологій, спрямованих на збір, передачу та збереження інформації, кардинально змінив реалії роботи з сейсмічними даними, збільшуючи їх обсяги до вражаючих масштабів, які вимірюються сьогодні терабайтами і навіть петабайтами. Такий безпрецедентний ріст обсягу

даних приносить не лише нові переваги, а й значні виклики, що стають ключовими для сучасних обчислювальних систем. Особливу увагу слід приділити проблемам ефективної обробки та аналізу цих величезних інформаційних масивів, які обтяжуються високим рівнем шумів, наявністю артефактів, пропущених даних і структурних неоднорідностей. Подібні складнощі значно ускладнюють роботу з даними та реконструкцію моделей земної кори.

У цьому контексті передобробка сейсмічних записів набуває критичного значення, стаючи фундаментально важливим кроком на шляху забезпечення якості та достовірності отриманих результатів. Від цього етапу залежить адекватність побудови геологічних моделей та успішність прийняття стратегічних рішень у галузі розвідування родовищ корисних копалин. Автоматизована обробка первинної інформації не лише скорочує часові витрати та підвищує продуктивність аналітичного процесу, але й сприяє досягненню більшої точності, відтворюваності результатів та гармонізації алгоритмів із характеристиками конкретних інформаційних масивів. Це дозволяє забезпечити більш ефективний підхід до досліджень і практичного використання підповерхневих ресурсів.

Метою цього дослідження є проведення всебічного аналізу сучасних методологічних підходів до автоматизованої попередньої обробки тривимірних (3D) сейсмічних зображень із детальним вивченням їхніх переваг, обмежень, а також перспектив подальшого вдосконалення технологій.

Тривимірні сейсмічні дані являють собою великомасштабні об'ємні масиви інформації, що відображають просторовий розподіл акустичних властивостей гірських порід у земній корі. Кожен воксель цього масиву репрезентує амплітуду сигналу, відбитого в певній точці підповерхневого середовища, що дозволяє створити високоточну модель геологічної структури досліджуваного регіону.

До ключових характеристик таких даних належать кілька важливих аспектів. По-перше, це їхній значний обсяг, який потребує високопродуктивних обчислювальних ресурсів. По-друге, у даних часто

присутні як випадкові шуми, так і систематичні когерентні перешкоди, що ускладнює подальший аналіз. По-третє, структура сигналів є багат шаровою та складною, що зумовлено специфічними геологічними умовами регіону дослідження. Крім того, слід враховувати значну неоднорідність фізичних властивостей гірських порід, а також типові недоліки вхідної інформації — такі як пропуски або спотворення, спричинені технологічними обмеженнями при зборі даних.

Саме ця сукупність викликів підкреслює критичну важливість етапу попередньої обробки 3D-сейсмічних даних. Якісно виконана обробка є вирішальною для забезпечення точності та достовірності подальшої геофізичної інтерпретації, що на пряму впливає на успішність вивчення геологічної структури та властивостей земної кори.

Сейсмічні дані за своєю природою відзначаються низьким співвідношенням сигналу до шуму та високим рівнем кореляції між сусідніми трасами. Ці специфічні характеристики створюють значні труднощі під час їхньої обробки, що вимагає розробки та застосування спеціальних методів передобробки.

Процес передобробки тривимірних сейсмічних даних охоплює декілька взаємозалежних етапів, спрямованих на підготовку інформації до подальшого аналізу. До основних процедур цього процесу належать фільтрація шуму, нормалізація сигналів, інтерполяція пропущених значень, вирівнювання сигналів і посилення корисної складової. Ключовим елементом для досягнення ефективності всіх цих операцій є використання адаптивних алгоритмів, які враховують як статистичні властивості даних, так і їхні структурні особливості.

Серед усіх етапів, особливо важливим є фільтрація шуму, адже її якість суттєво впливає на точність усіх наступних аналітичних процедур. Методи фільтрації можна умовно поділити на дві групи: лінійні та нелінійні підходи.

Лінійні методи включають такі традиційні техніки, як ковзне середнє, гауссівські фільтри та фільтри низьких частот. Їхні основні переваги полягають у простоті реалізації і невисокій вимогливості до обчислювальних ресурсів.

Однак ці методи часто призводять до надмірного згладжування сигналу, через що можуть губитися важливі дрібні деталі.

Нелінійні методи, як-от медіанні та адаптивні фільтри, забезпечують краще збереження структури сигналу і демонструють особливу ефективність у боротьбі з імпульсним шумом. Водночас вони потребують значно більше обчислювальних ресурсів порівняно з лінійними підходами, що може ускладнювати їх застосування в масштабних задачах.

Вейвлет-перетворення є одним із найбільш універсальних математичних інструментів для аналізу сигналів, засноване на можливості представлення даних у багатомасштабному вигляді. Така особливість забезпечує не лише ефективне усунення шумових компонент, але й одночасне збереження локальних характеристик сигналу, що має особливу значущість у випадках роботи з нестационарними сигналами.

Метод сингулярного розкладу матриць (SVD) широко використовується як потужний інструмент для відокремлення інформативних компонентів сигналу від шуму шляхом аналізу сингулярних значень. Його застосування істотно покращує якість обробки даних, забезпечуючи збереження важливих властивостей, притаманних оброблюваним сигналам.

Спектральні та частотно-просторові фільтри представляють собою інноваційний підхід до аналізу властивостей сигналів у різних доменах. Використання таких методів дозволяє досягти більш детального вивчення характеристик сигналів, що розширює можливості для підвищення точності їх аналізу та очищення від небажаних компонентів.

Нормалізація даних відіграє фундаментальну роль у підготовці інформації для аналітичних процедур, забезпечуючи структурованість і узгодженість результатів подальшого оброблення. Існують декілька провідних методів нормалізації:

- Нормалізація "Min-Max", яка приводить значення до заданого інтервалу, максимізуючи узгодженість діапазонів;
- Z-нормалізація, що базується на стандартизації даних через їх приведення до середнього значення і стандартного відхилення;
- Локальна адаптивна нормалізація, яка враховує специфічні характеристики розподілу даних, притаманні конкретному сигналу.

Актуальні алгоритми дедалі частіше інтегрують автоматизовані механізми вибору параметрів нормалізації, використовуючи оцінку статистичних розподілів вихідних даних.

Процеси інтерполяції та реконструкції даних відіграють вагомую роль у ситуаціях, коли необхідне відновлення втрачених або пошкоджених значень, наприклад, у сейсмічних дослідженнях. Такі втрати часто виникають через технічні несправності або людську помилку. Серед традиційних методів найбільш поширені лінійна та сплайн-інтерполяція, які вирізняються простотою застосування, однак можуть поступатися точністю. Значно кращі результати забезпечують геостатистичні методи, такі як кригінг, заснований на використанні просторової кореляції між спостережуваними даними. Утім, найсуттєвіший прорив у цій галузі спостерігається завдяки використанню алгоритмів машинного навчання, які демонструють значну ефективність у моделюванні складних залежностей й дають змогу досягти максимальної точності у процесах реконструкції даних.

Вирівнювання та корекція сигналів становлять необхідний фундаментальний етап обробки сейсмічних даних, спрямований на усунення часових і просторових спотворень, які виникають під час реєстрації. Основними підходами у цьому процесі є компенсація статичних зсувів, налаштування під швидкість розповсюдження хвиль і автоматизоване узгодження сейсмічних трас. Сучасні алгоритми активно залучають методи оптимізації в поєднанні з кореляційним аналізом для досягнення високої точності обробки.

Критично важливим аспектом у розпізнаванні сейсмічної інформації є покращення якості сигналу. У цьому контексті широко застосовуються такі інструменти, як атрибутний аналіз, що досліджує параметри амплітуди, фази та частотного спектра. Допоміжні методи, як-от контрастне підсилення та градієнтні підходи, доповнюють процеси обробки. Також активно використовуються алгоритми, що виділяють текстурні та структурні особливості, що дає змогу ефективно ідентифікувати геологічні характеристики, включно з розломами або родовищами корисних копалин.

Інновації у сфері машинного навчання набувають дедалі більшого значення під час обробки сейсмічних даних, особливо на початкових стадіях аналізу. Згорткові нейронні мережі демонструють високу ефективність у вирішенні задач денойзингу, сегментації та реконструкції даних завдяки здатності враховувати просторово-структурні залежності.

Автоенкодери відіграють ключову роль у зменшенні розмірності даних та очищенні сигналів від шуму, при цьому зберігаючи їхню основну інформаційну значущість. Генеративні моделі, як-от GAN, успішно заповнюють прогалини в наборах даних і створюють синтетичні приклади для тренування алгоритмів. Окрему увагу привертають трансформерні архітектури, які демонструють високі результати у роботі з комплексними структурами даних та забезпечують обробку тривалих залежностей з особливою точністю.

Автоматизація передобробки даних охоплює кілька критично важливих напрямів, зокрема адаптивний вибір параметрів алгоритмів, інтеграцію процесів у складні обчислювальні конвеєри та використання сучасних інструментів автоматизованого машинного навчання (AutoML). Задля обробки значних обсягів даних у режимі реального часу з максимальною продуктивністю активно використовуються хмарні обчислення та розподілені системи.

**Висновки.** Традиційні підходи характеризуються простотою реалізації та високою швидкодією, проте їх ефективність помітно знижується за наявності складних структур даних. Методи машинного навчання, натомість, забезпечують значно вищу точність аналізу, але вимагають значних обчислювальних ресурсів і великих обсягів якісно анотованих даних для навчання. Вирішенням цієї дилеми є використання гібридних підходів, які об'єднують переваги класичних алгоритмів із сучасними досягненнями штучного інтелекту. Такий симбіоз сприяє оптимальному балансу між швидкістю виконання завдань і якістю отриманих результатів.

Станом на сьогодні автоматизація передобробки даних стикається з низкою актуальних викликів. Серед них варто виділити проблему високої вимірності датасетів, недостатньої кількості якісних анотованих даних,

складності розробки та тонкого налаштування алгоритмів, а також недостатню адаптивність моделей до змінюваних умов та ситуацій.

Перспективними напрямками для подолання зазначених викликів виступають розробка методів самонавчання, застосування фізико-інформативних моделей, активне впровадження хмарних технологій, а також створення доступних, відкритих і стандартизованих датасетів. Ці інновації мають потенціал для підвищення продуктивності, якості та доступності процесу обробки даних.

Загалом автоматизація передобробки 3D-сейсмічних даних є ключовим компонентом сучасних геофізичних досліджень. Вона істотно покращує точність інтерпретації та забезпечує вищий рівень ефективності аналізу геологічних структур. Серед найбільш актуальних підходів виокремлюються застосування класичних алгоритмів, сучасних методів машинного навчання та їх інтегровані комбінації. Особливо перспективним виглядає розвиток гібридних моделей, які поєднують сильні сторони різноманітних технологій, забезпечуючи тим самим високий рівень продуктивності й точності. Майбутній прогрес у цій галузі пов'язаний із впровадженням інтелектуальних систем обробки, здатних відкрити нові горизонти в геологорозвідці, покращити якість сейсмічного аналізу й розширити його практичне застосування.

## **ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE**

1. Bacon M., Simm R., Redshaw T. 3-D Seismic Interpretation. Cambridge University Press, 2004. DOI:10.1017/S001675680422917X
3. Wrona T. et al. Seismic facies analysis using machine learning // Geophysics. s 83(5):1-34. DOI:10.1190/geo2017-0595.1
4. Anjom F.K. et al. Machine Learning for Seismic Exploration: where are we and how far are we from the Holy Grail? / Khosro Anjom, Farbod; Vaccarino, Francesco; Socco, Laura Valentina. - In: GEOPHYSICS. - ISSN 0016-8033. - 89:(2024), pp. 1-111. DOI:10.1190/geo2023-0129.1
5. Sebai D. et al. Seismic data compression: an overview // Multimedia Systems, 2024. DOI:10.1007/s00530-023-01233-4
6. Dmitriiieva I., Dmytrenko A. Artificial intelligence methods for predicting hydrocarbon deposits // System Technologies, 2025. DOI 10.34185/1562-9945-4-159-2025-16

7. Wrona, T., I. Pan, R. E. Bell, R. L. Gawthorpe, H. Fossen, and S. Brune, 2021, 3-D seismic interpretation with deep learning: A set of Python tutorials, Version 0.1: GFZ Data Services, doi.org/10.5880/GFZ.2.5.2021.001.
8. Dmitriieva I., Dmytrenko A. Application of machine learning methods in the processing of 3D seismic images // System Technologies, 2026. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-5-162-2026-25>

## METHODS FOR THE AUTOMATED PRELIMINARY PROCESSING OF 3D SEISMIC DATA

Iryna Dmytriieva, Andrii Dmytrenko

**Abstract.** *This paper examines modern methods of automated pre-processing of 3D seismic data, aimed at improving the quality of geophysical interpretation. It examines in detail the characteristic features of such data that necessitate pre-processing: the presence of strong noise, the heterogeneity of the physical properties of the medium, and the processing of large data sets. Traditional approaches to pre-processing are described, in particular filtering, normalisation, interpolation, signal alignment and methods for their amplification. Considerable attention is focused on innovative machine learning technologies, including the use of convolutional neural networks, autoencoders and generative models. The prospects for automating pre-processing workflows using optimisation algorithms and AutoML platforms are examined. The conclusions highlight key advantages, existing limitations and outline opportunities for the further development of hybrid approaches in this field.*

**Keywords:** *3D seismic data, pre-processing, machine learning, noise filtering, interpolation, neural networks, AutoML.*