

DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2024.01.040

## ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ ОПОРНИХ ВЕКТОРІВ НА ПРИКЛАДІ ПРОГНОЗУВАННЯ ВЛАСТИВОСТЕЙ ПОКЛАДІВ ВУГЛЕВОДНІВ

Дмитренко А. М., Дмитрієва І. С.

*Інститут промислових і бізнес технологій, Український державний університету  
науки і технологій, Україна*

**Анотація.** Проникність є ключовим параметром для характеристики будь-якого вуглеводневого покладу, що робить її незамінною для точного вирішення численних завдань нафтогазової інженерії. Традиційні методи визначення проникності, такі як аналіз керна та випробування свердловин, є досить дорогими і трудомісткими. Тому зусилля були спрямовані на використання штучних нейронних мереж для встановлення кореляції між даними каротажу свердловин і проникністю керна. Нещодавні досягнення в методах штучного інтелекту представили надійну методологію машинного навчання, відому як машина опорних векторів (SVM). Метою цього дослідження є застосування SVM для прогнозування проникності трьох газових свердловин на родовищі Південний Парс. Результати, отримані за допомогою SVM, продемонстрували коефіцієнт кореляції 0,97 між керном і прогнозованою проникністю для тестового набору даних.

**Ключові слова:** нафта, газ, машинне навчання, машина опорних векторів, властивості пласта, управління пластом.

Розповсюдження технологій штучного інтелекту (ШІ) вплинуло на багато областей економіки та галузей. Видобуток нафти та газу, а саме прогнозування покладів вуглеводнів та їх властивостей безпосередньо, не є виключенням.

В цій сфері алгоритми ШІ допомагають в таких задачах, як розвідка, розробка, видобуток, проектування родовищ і планування управління з метою покращення прийняття рішень, зниження витрат і прискорення видобутку. Наприклад, для вирішення задачі проектування родовищ вкрай важливо знати характеристики цього родовища, алгоритми ШІ нам допомагають і тут.

Потреба в використанні даних методів, а також в провадженні оптимізації, зумовлена тим, що стандартні алгоритми можуть бути доволі часу затратними, а також розділеними на багато поступових ручних методів.

В цій статті пропоную розглянути використання одного з найрозповсюджених алгоритмів ШІ для вирішення цих задач, а саме – алгоритм «Метод опорних векторів».

Розглянемо детальніше роботу алгоритму. Сам алгоритм – це метод для класифікації, регресійного аналізу, який знаходить гіперплощину у просторі високої розмірності та виконує відповідну класифікацію. Базується на моделях з керованим навчанням або більше відомі, як «навчання з вчителем». Використовується для багатьох задач таких, як категоризація текстів, класифікація зображень або розпізнавання рукописних символів.

Є щонайменше три причини успіху SVM: його здатність добре навчатися з дуже малою кількістю параметрів, його стійкість до помилок даних і його обчислювальна ефективність у порівнянні з деякими іншими інтелектуальними обчислювальними методами, такими як нейронна мережа, нечітка мережа тощо. Саме через здатність алгоритму навчатися на невеликій кількості даних його часто обирають для нафтовидобувної сфери, так як обмеженість даних один з найважливіших факторів, що впливають на роботу.

Далі ми розглянемо його на прикладі прогнозування характеристик резервуарів. Нас найбільше цікавить два параметри резервуарів: пористість та проникність. Набором даних для цього алгоритму і цієї задачі виступатимуть свердловинні каротажні діаграми (well logs), а ключовим параметром для роботи алгоритму, тобто вихідними даними, буде значення параметру  $k_h$  - значення горизонтальної проникності. Доступні оцифровані каротажні діаграми свердловин складаються з акустичного каротажу (DT), гамма-каротажу (GR), каротажу компенсованої нейтронної пористості (NPHI), каротажу густини (ROHV), каротажу фотоелектричного фактору (PEF), каротажу мікросферичного сфокусованого опору (MSFL) (див. рисунок 1).

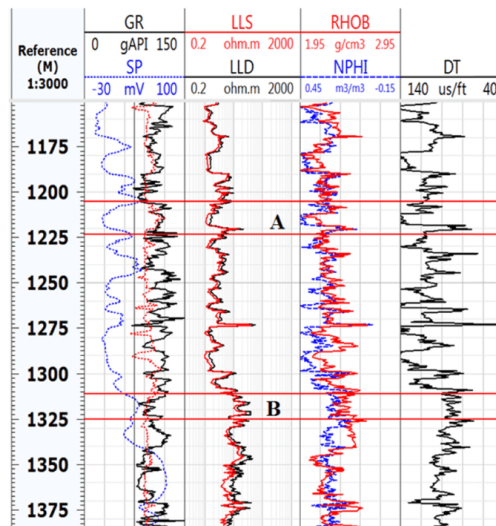


Рисунок 1 - оцифровані каротажні діаграми свердловин

Саме їх ми і будемо подавати, як вхідні параметри в нейронну мережу (див. рисунок 2).

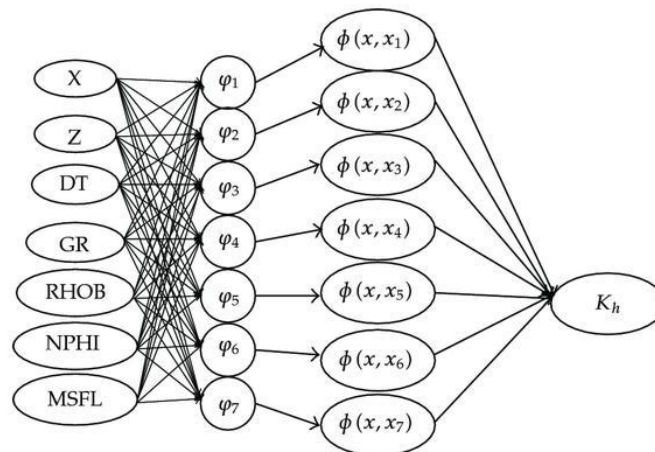


Рисунок 2 - Ваги

Після побудови оптимальної ШНМ на основі навчального набору даних, продуктивність побудованого ШНМ було оцінено в процесі тестування. Рисунок 3 демонструє здатність SVM прогнозувати проникність.

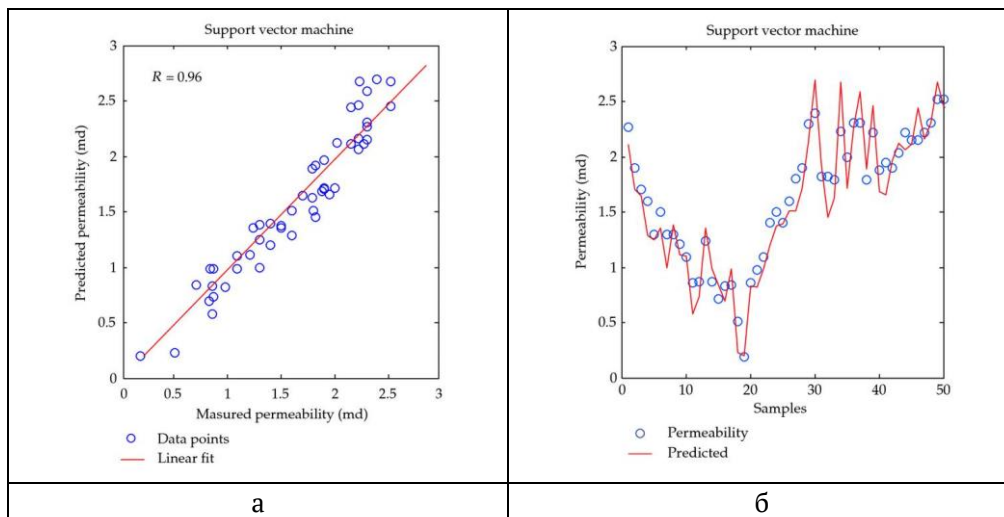


Рисунок 3 - Залежність між вимірюваною та прогнозованою проникністю, отриманою за допомогою SVM (а); оціночна здатність SVM (б).

Як показано на рисунку 3, існує прийнятна узгодженість (коефіцієнт кореляції 0,97) між прогнозованою та вимірюваною проникністю. Фактично, SVM є придатним методом для прогнозування проникності.

Метод опорних векторів - це нова методологія машинного навчання, заснована на теорії статистичного навчання яка має значні особливості, включаючи те, що вимоги до ядра і характеру задачі оптимізації призводять до єдиного глобального оптимуму, високої продуктивності узагальнення і запобігання збіжності до локального оптимального рішення.

#### ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE

1. Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods. — Cambridge University Press, 2000. — ISBN 978-1-139-64363-4.
2. L. Wang, Support Vector Machines: Theory and Applications, Springer, Berlin, Germany, 2005.
3. V. N. Vapnik, The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, New York, NY, USA, 2nd edition, 2000.
4. R. Gholami, A. R. Shahraki, M. Jamali Paghaleh, "Prediction of Hydrocarbon Reservoirs Permeability Using Support Vector Machine", Mathematical Problems in Engineering, vol. 2012, Article ID 670723, 18 pages, 2012. <https://doi.org/10.1155/2012/670723>
5. A. Bhatt, Reservoir properties from well logs using neural networks, Ph.D. thesis, Department of Petroleum Engineering and Applied Geophysics, Norwegian University of Science and Technology, A dissertation for the partial fulfillment of requirements, 2002.

6. S. Mohaghegh, S. Ameri, and K. Aminian, “A methodological approach for reservoir heterogeneity characterization using artificial neural networks,” *Journal of Petroleum Science and Engineering*, vol. 16, pp. 263–274, 1996.

## USING THE METHOD OF SUPPORT VECTORS ON THE EXAMPLE OF PREDICTING THE PROPERTIES OF HYDROCARBON DEPOSITS

Dmytrenko Andrii, Dmytriieva Iryna

**Abstract.** *Permeability stands as a crucial parameter in characterizing any hydrocarbon reservoir, rendering it indispensable for accurate solutions to numerous petroleum engineering challenges. Conventional methods for determining permeability, such as core analysis and well test techniques, are notably costly and time-consuming. Hence, efforts have been directed towards leveraging artificial neural networks to establish correlations between well log data and core permeability. Recent advancements in artificial intelligence techniques have introduced a robust machine learning methodology known as support vector machine (SVM). This study aims to employ SVM in predicting the permeability of three gas wells within the Southern Pars field. The results obtained from SVM demonstrated a correlation coefficient of 0.97 between core and predicted permeability for the testing dataset.*

**Keywords:** *oil, gas, machine learning, support vector machine, reservoir properties, reservoir management.*