



Újszerű hidrogeofizikai módszerek alkalmazási lehetőségei a felszín alatti vizek kutatásában és fenntartható hasznosításában

Szabó Norbert Péter*, Nádasi Endre, Ilyés Csaba, Szűcs Péter
Miskolci Egyetem, Műszaki Föld- és Környezettudományi Kar

Hazai vízkészletek fenntarthatóságával kapcsolatos kutatások
az MTA FFT FTA kutatási program keretében

c. tudományos ülés

MTA Székház, Nagyterem

2023. június 6.



A hidrogeofizika modul célkitűzései

- » „Innovatív módszerek a természeti erőforrások fenntartható hasznosításában”
- » „Mesterséges intelligencián és inverz modellezésen alapuló hidrogeofizikai fejlesztések”
- » Kőzetfizikai és vízföldtani paraméterek meghatározása fúrólukszelvények alapján gépi tanuláson és inverz modellezésen alapuló minőségellenőrzött szelvényértelmezési eljárásokkal
- » Felszíni geofizikai információk felhasználása a modellalkotásban, valamint az inverziós eljárás bizonytalanságának csökkentésében, inverz feladat pontosságának és megbízhatóságának növelése a vizsgált paraméterek körének kiterjesztésével, a zónaparaméterek meghatározása hiperparaméter-becsléssel
- » Térfogatjellemző alapparaméterek és a szivárgási tényező kapcsolatának feltárása faktoranalízissel és deep learning alapú eljárásokkal, validálás próbaszivattyúzással és magadatokkal
- » Több fúrás adatrendszerének együttes feldolgozása, a vízáadó rétegek önműködő réteggörrelációja, 1-3-dimenziós hidrogeofizikai modellfejlesztés, helyi és regionális kutatások támogatása
- » Publikálás Q1 rangsorolású folyóiratokban és a projekt indikátorok teljesítése

Kőzetfizikai modell

» Ismeretlen kőzetfizikai paraméterek

Effektív porozitás (Φ)

Agyagtartalom (V_{sh})

Kisepert- és érintetlen zóna víztelítettsége (S_{x0}, S_w)

Kőzetmátrix térfogata (V_{ma})

Szivárgási tényező (K), transzmisszivitás (Kh)

Zónaparaméterek ($R_w, R_{cl}, c_{ma}, c_f, a, m, n$ etc.)

» Fúrólukban mért fizikai mennyiségek

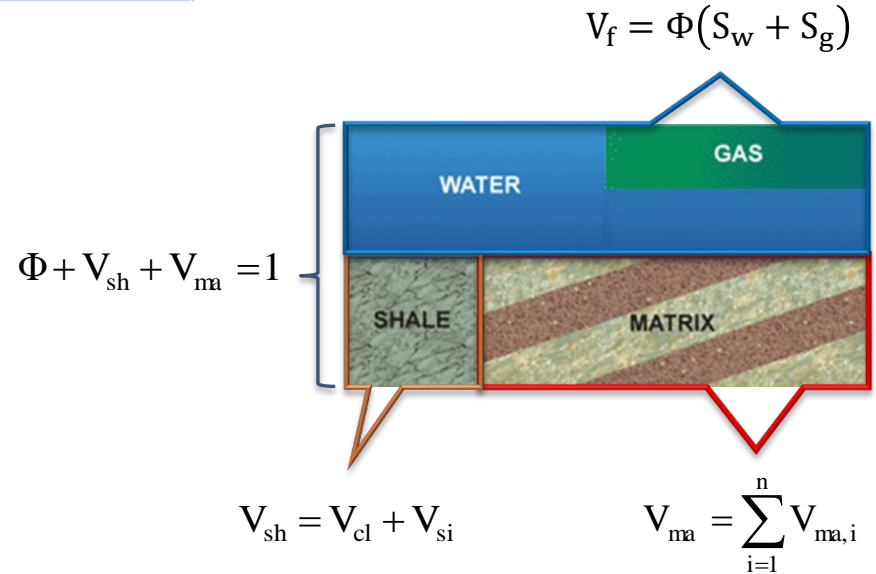
Természetes gamma-intenzitás (GR), természetes potenciál (SP)

Kálium- (K), tórium- (Th), urán- (U) koncentráció

Fotoelektromos elnyelési index (Pe)

Neutron-porozitás (Φ_N), kőzetsűrűség (ρ_b)

Fajlagos elektromos ellenállás (R_{x0}, R_t), Nukleáris mágneses rezonancia (M)



Elméleti szonda válaszfüggvények

Fúrólükszelvény

Válaszegyenlet

Természetes gamma-intenzitás

$$GR = \rho_b^{-1} \left\{ \mathbf{V}_{sh} GR_{sh} \rho_{sh} + \sum_{i=1}^n \mathbf{V}_{ma,i} GR_{ma,i} \rho_{ma,i} \right\}$$

Fotoelektromos elnyelési index

$$P_e = \frac{C_1}{\rho_b + C_2} \left\{ \Phi [S_{x0} U_{mf} + (1 - S_{x0}) U_{hc}] + \mathbf{V}_{sh} U_{sh} + \sum_{i=1}^n \mathbf{V}_{ma,i} U_{ma,i} \right\}$$

Közetsűrűség

$$\rho_b = \Phi \left\{ \rho_{mf} S_{x0} + (1 - S_{x0}) \rho_{hc} \right\} + \mathbf{V}_{sh} \rho_{sh} + \sum_{i=1}^n \mathbf{V}_{ma,i} \rho_{ma,i}$$

Neutron-porozitás

$$\Phi_N = \Phi \left\{ S_{x0} \Phi_{N,mf} + (1 - S_{x0}) \Phi_{N,hc} \right\} + \mathbf{V}_{sh} \Phi_{N,sh} + \sum_{i=1}^n \mathbf{V}_{ma,i} \Phi_{N,ma,i}$$

Akusztikus intervallum-ido

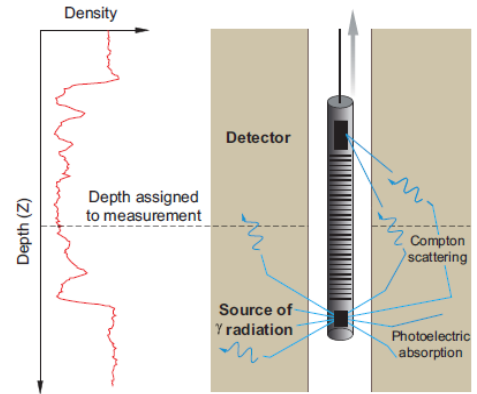
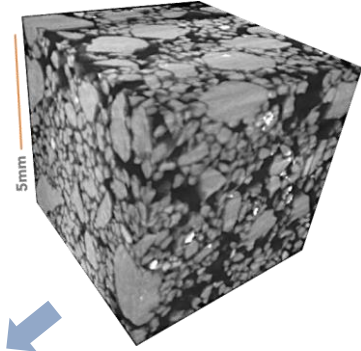
$$\Delta t = \Phi \left\{ \Delta t_{mf} S_{x0} + (1 - S_{x0}) \Delta t_{hc} \right\} c_p + \mathbf{V}_{sh} \Delta t_{sh} + \sum_{i=1}^n \mathbf{V}_{ma,i} \Delta t_{ma,i}$$

Sekély fajlagos ellenállás

$$\frac{1}{\sqrt{R_{x0}}} = \left\{ \frac{\mathbf{V}_{sh}^{(1-0.5V_{sh})}}{\sqrt{R_{sh}}} + \frac{(\sqrt{\Phi})^m}{\sqrt{aR_{mf}}} \right\} (\sqrt{S_{x0}})^n$$

Mélybehatolású fajlagos ellenállás

$$\frac{1}{\sqrt{R_t}} = \left\{ \frac{\mathbf{V}_{sh}^{(1-0.5V_{sh})}}{\sqrt{R_{sh}}} + \frac{(\sqrt{\Phi})^m}{\sqrt{aR_w}} \right\} (\sqrt{S_w})^n$$



Hiperparaméter-becslésen alapuló genetikus inverziós eljárás

- » Mérnökfizikai szondázások a felszínközeli telítetlen zónában

$$\mathbf{d}_s^{(elvi)} = \mathbf{g}_s(\mathbf{V}_w, \mathbf{V}_{cl}, \mathbf{V}_{ma}, \mathbf{c})$$

- » Ismeretlen zónaparaméterek meghatározása inverzióval

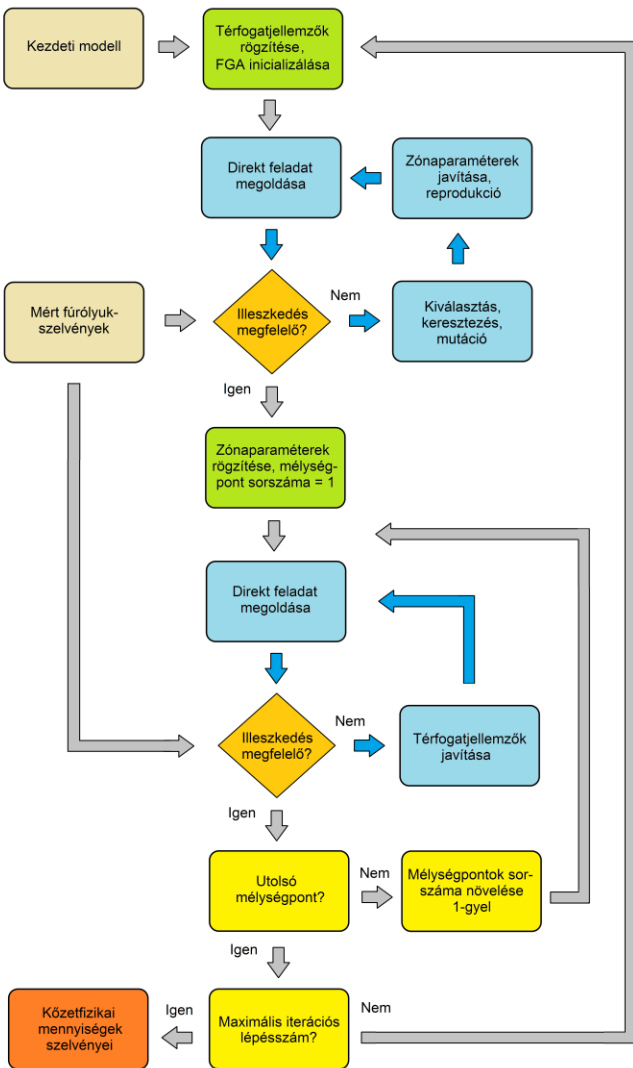
$$\mathbf{c} = [\mathbf{GR}_{cl}, \mathbf{GR}_{ma}, \mathbf{R}_{cl}, \rho_{cl}, \rho_{ma}, \Phi_{N,cl}]^T$$

- » 1D meta-algoritmikus inverziós eljárás alkalmazási függvénye

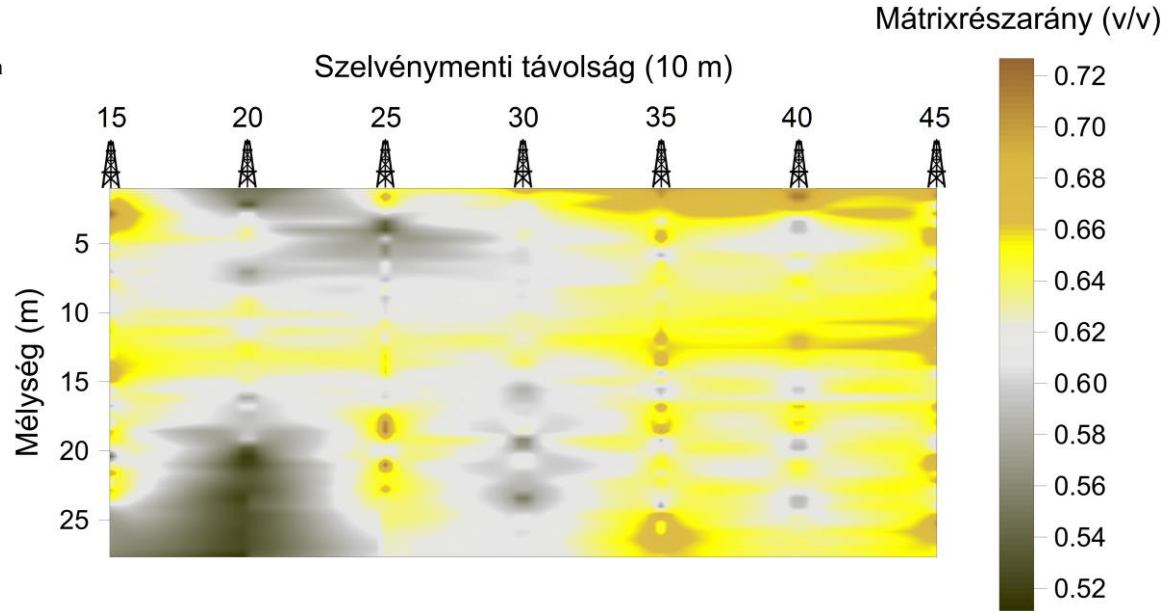
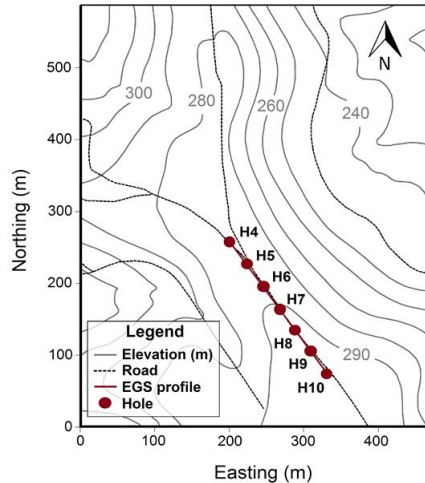
$$F(\mathbf{c}^{(j)}) = - \left[(\mathbf{NS})^{-1} \sum_{n=1}^N \sum_{s=1}^S \left(\frac{\mathbf{D}_{ns}^{(m)} - \mathbf{g}_s(\mathbf{m}^{(n)}, \mathbf{c}^{(j)})}{\mathbf{D}_{ns}^{(m)}} \right)^2 \right]^{1/2}$$

- » 2D meta-algoritmikus inverziós eljárás fitness függvénye

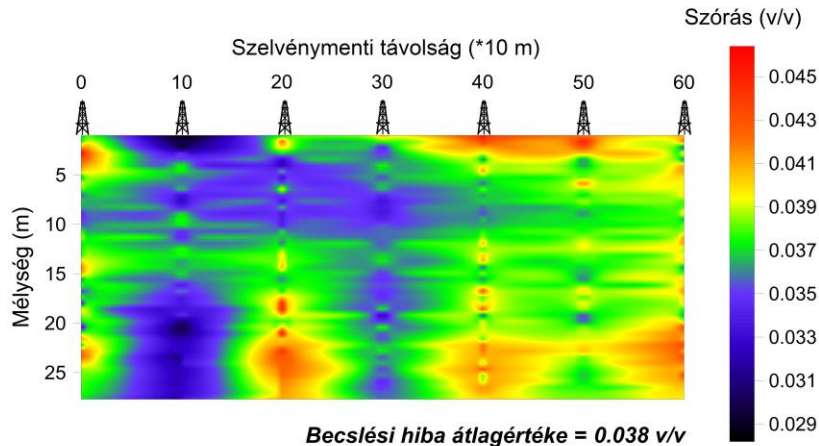
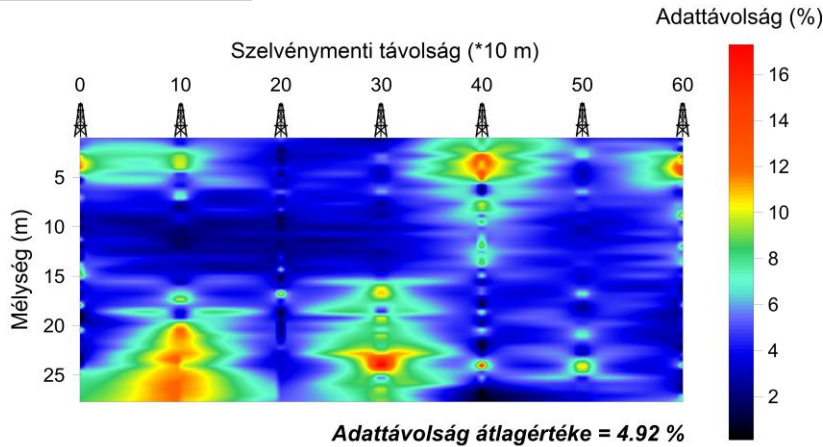
$$F^*(\mathbf{c}^{(j)}) = - \left[(\mathbf{N}^* \mathbf{S})^{-1} \sum_{h=1}^H \sum_{n=1}^{N_h} \sum_{s=1}^S \left(\frac{\mathbf{D}_{hns}^{(m)} - \mathbf{g}_s(\mathbf{m}^{(hn)}, \mathbf{c}^{(j)})}{\mathbf{D}_{hns}^{(m)}} \right)^2 \right]^{1/2}$$



Térfogatjellemzők és zónaparaméterek együttes meghatározása



Kőzetfizikai- és zónaparaméterek minőségellenőrzése

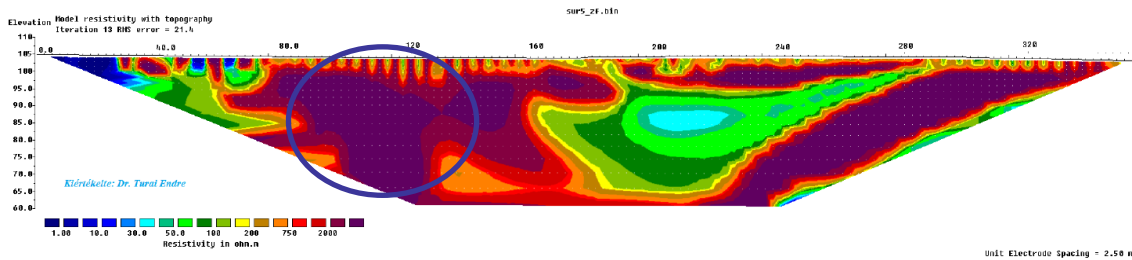


Zónaparaméter	Keresési tartomány	Becsült érték	Beclsési hiba	Mértékegység
GR (agyag)	8.0–12.0	8.02 (8.86)	0.17 (0.01)	kcpm
GR (mátrix)	0–2.0	1.98 (1.83)	0.01 (0.01)	kcpm
ρ (agyag)	1.9–2.3	1.97 (2.07)	0.03 (0.02)	g/cm ³
ρ (mátrix)	2.3–2.7	2.31 (2.41)	0.01 (0.01)	g/cm ³
Φ_N (agyag)	0.2–0.5	0.33 (0.43)	0.01 (0.05)	v/v
R (agyag)	1.0–6.0	4.19 (4.56)	0.49 (0.61)	ohmm

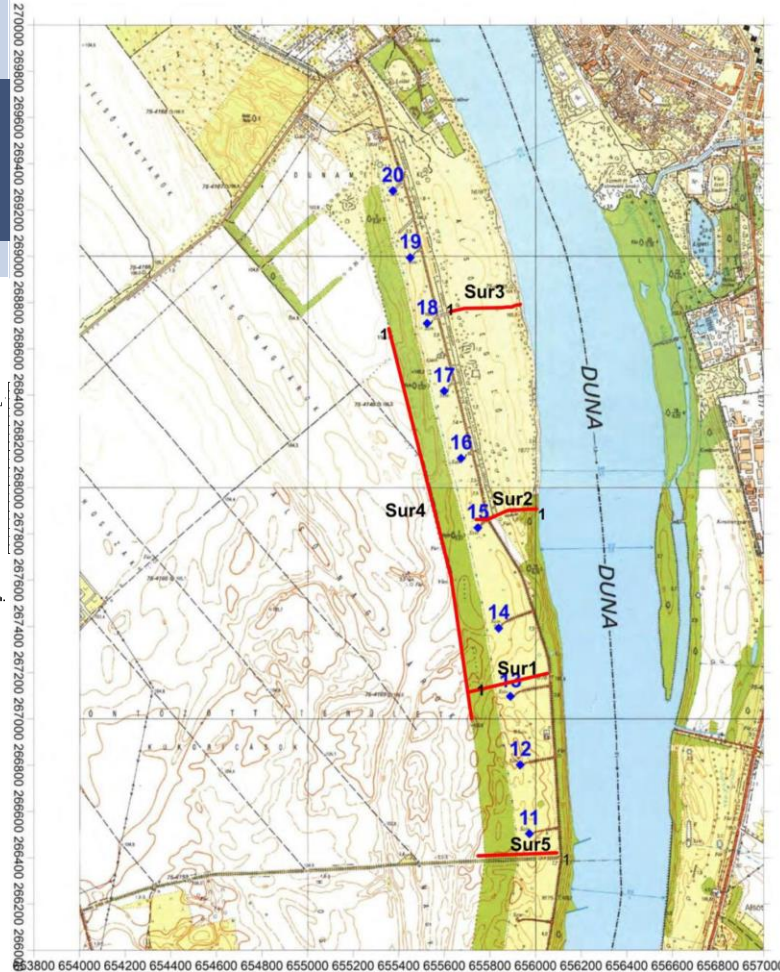
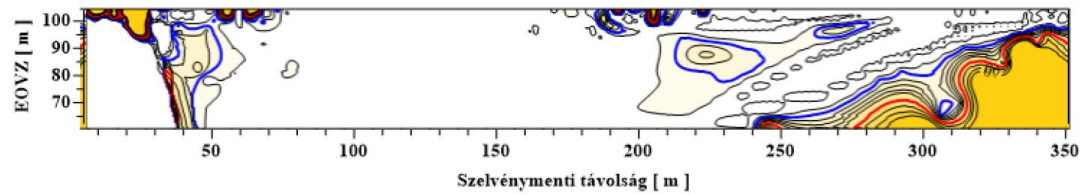
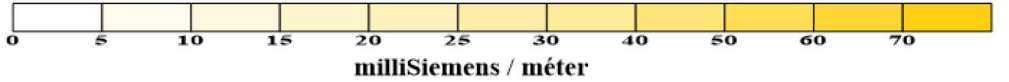
*1D meta-algoritmikus inverziós eljárás

*2D meta-algoritmikus inverziós eljárás

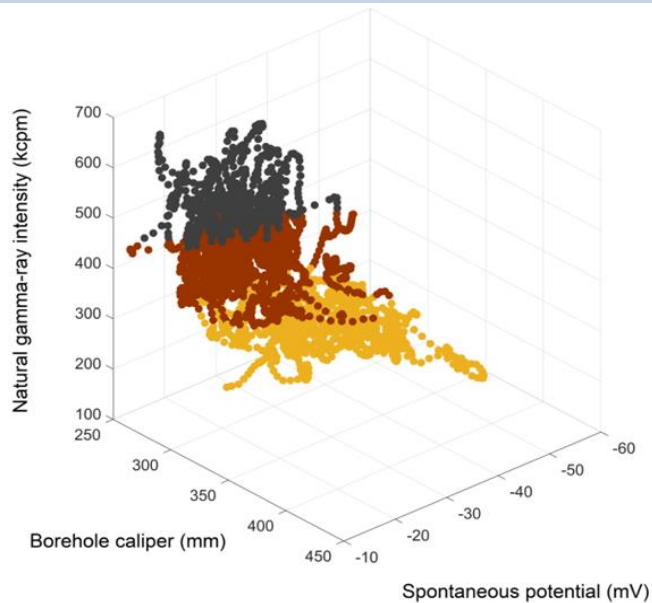
Geoelektromos mérések a vízbázis védelemben



Sur 5 **Korrigált fajlagos vezetőképesség**



Termákvízkutató-fúrások vizsgálata



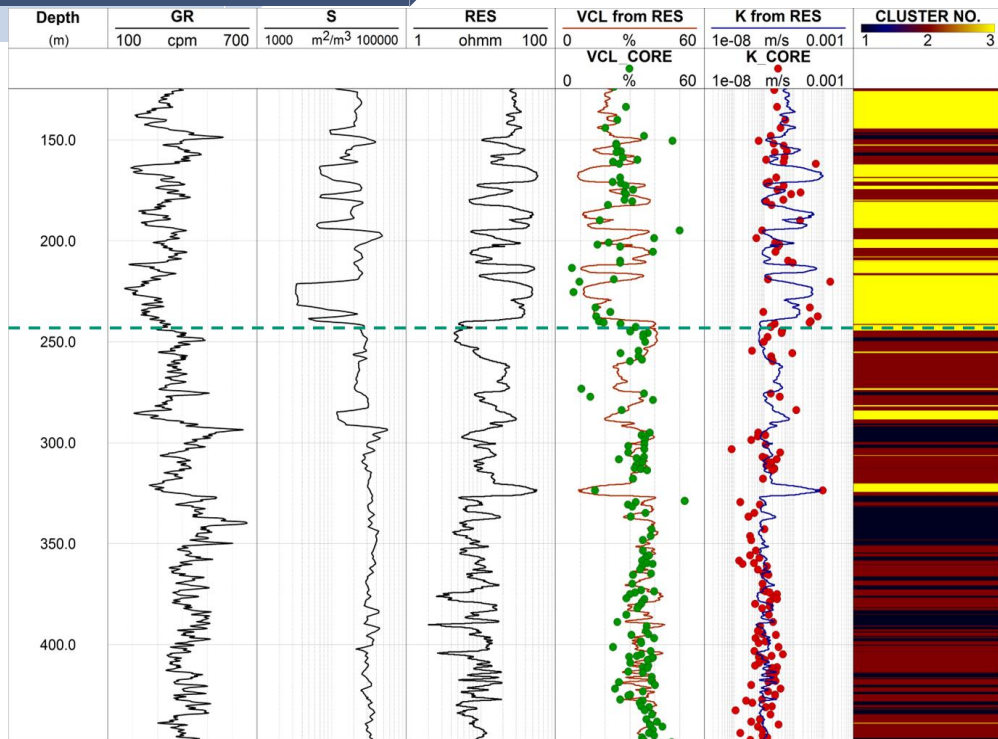
Legend

- Aquitard (Cluster 1)
- Aquifer with low conductivity (Cluster 2)
- Aquifer with medium conductivity (Cluster 3)

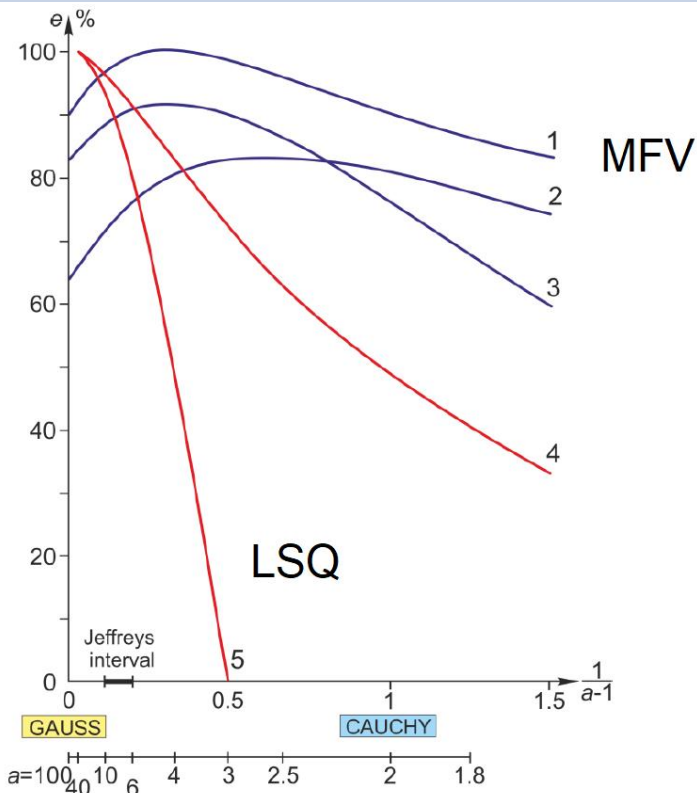
Pleisztocén kor
(~2.5 millió év)

Felső miocén kor

Baktalórántháza 1. sz. fúrás



Robusztus klaszterelemzési eljárás



Research article

Robust reservoir identification by multi-well cluster analysis of wireline logging data

N.P. Szabó^{*}, R. Kilić, M. Dobróka

University of Miskolc, Institute of Exploration Geosciences, Department of Geophysics, 3515, Miskolc-Egyetemváros, Hungary

ARTICLE INFO

Keywords:
 K-Means cluster analysis
 Most frequent value
 Well logging
 Rock typing
 Robustness

ABSTRACT

A novel clustering method is applied to well logs for improved rock type identification in hydrocarbon formations. For grouping the objects in the multi-dimensional data space, we propose a Most Frequent Value (MFV) based clustering technique applied to natural gamma ray, bulk density, sonic, photoelectric index, and resistivity logs. The MFV method is a robust estimator, which assists in finding the cluster centers more reliably than a more noise sensitive K-means clustering approach. The result of K-means cluster analysis highly depends on the choice of the initial centroids. To reduce the risk of inappropriately chosen starting values, we apply a histogram-based selection method to give the best position of the initial cluster centers. We assure the robustness of the solution by calculating the centroid as the MFV of the cluster elements and defining the overall deviation of cluster elements from the center by a weighted Euclidean (Steiner-) distance. The proposed workflow relies on a fully automated weighting of the cluster elements, which does not require a constraint on the statistical distribution of the observed variables. The processing of synthetic data shows high noise rejection capability and efficient cluster recognition even beside considerable amount of outlying and missing data; the accuracy is measured by the difference between the estimated and the exactly known distribution of cluster numbers. The clustering tool is first applied to single borehole data, then the procedure is extended to multi-well logging datasets to reconstruct the multi-dimensional spatial distributions of clusters revealing the lithological and petrophysical characteristics of the studied formations. A large in situ dataset acquired from several boreholes traversing Hungarian gas-bearing elastic reservoirs of Miocene age is analyzed. The accuracy of the field results is confirmed by core permeability measurements, independent well log analysis and a gradient metrics characterizing the noise rejection capability of the clustering method.

1. Introduction

Probabilistic data analysis techniques like exploratory statistical methods and inverse modeling have been applied to oilfield well logs since the 1980s when the development of computer-based interpretation software- and modern expert systems was started [1–3]. An early study [4] referred cluster analysis as a promising tool for the recognition of producing hydrocarbon zones. After some early small scale pattern recognition problems and cross-plot analysis based on a few types of well logs, technological developments of the last decades have made it possible to interpret big multi-dimensional wireline logging datasets jointly and quickly. Today, cluster

^{*} Corresponding author. Institute of Exploration Geosciences, University of Miskolc, 3515, Miskolc-Egyetemváros, Hungary.
 E-mail address: norbert.szabo@uni-miskolc.hu (N.P. Szabó).

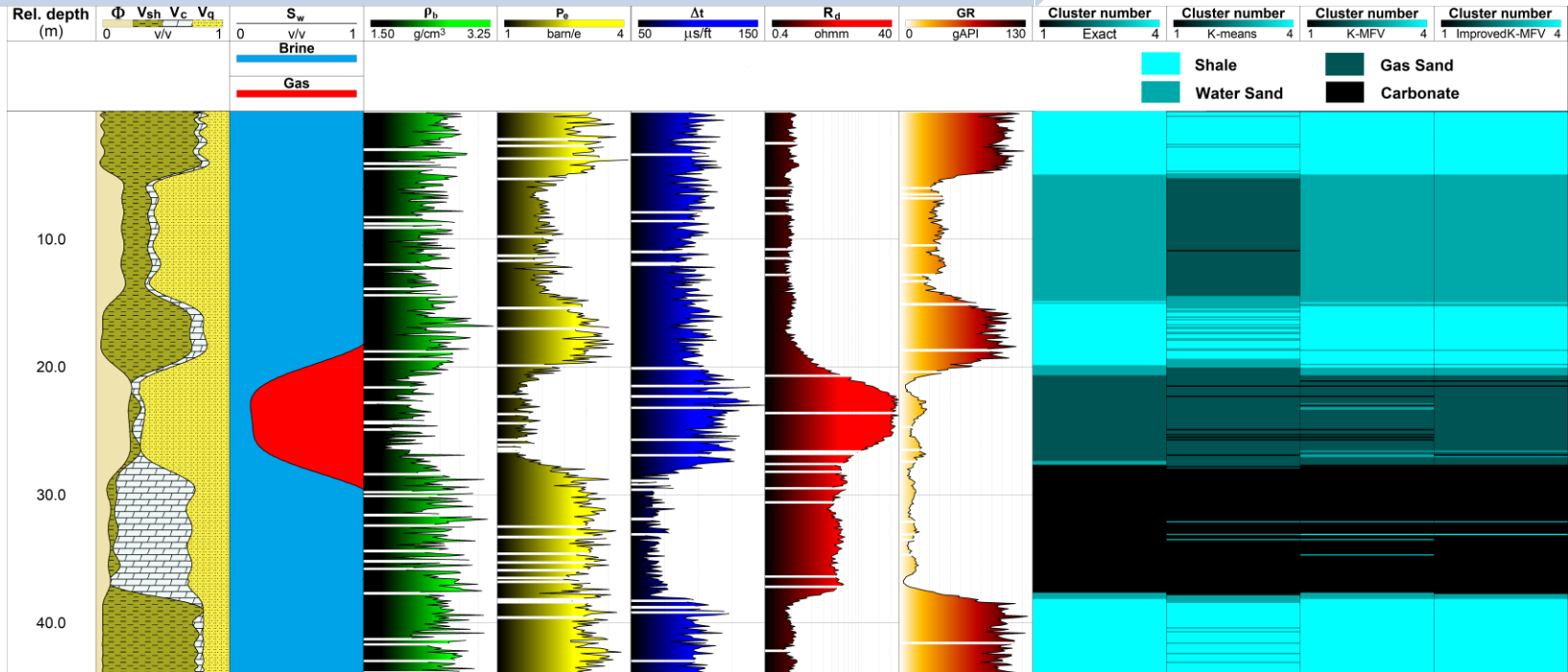
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e15957>

Received 7 October 2022; Received in revised form 19 March 2023; Accepted 27 April 2023

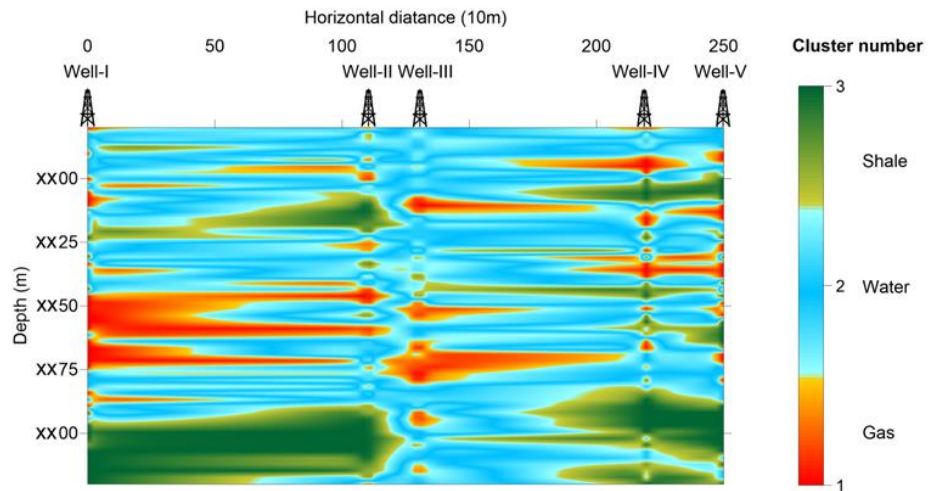
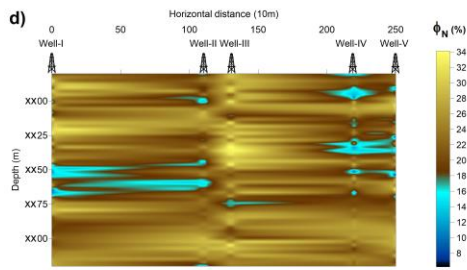
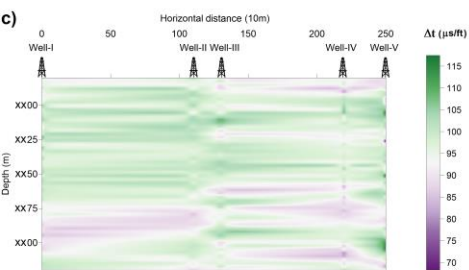
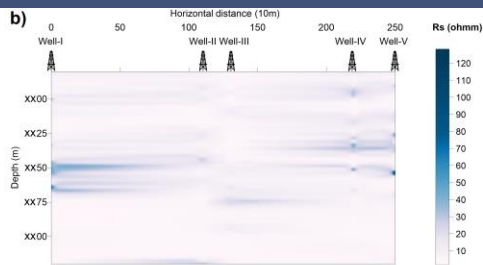
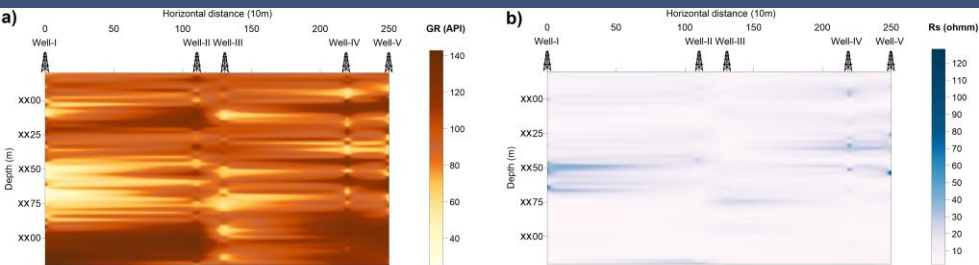
Available online 2 May 2023

2405-8440/© 2023 Published by Elsevier Ltd. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

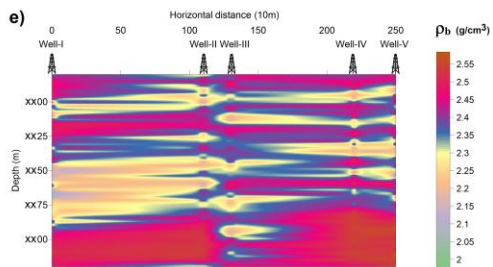
Rétegek litológiai tagolása



Többdimenziós klaszterelemzési eljárás



2DK-MFVs cluster analysis



2D MFV-CA



Köszönetnyilvánítás

A kutatást az MTA Fenntartható Fejlődés és Technológiák Nemzeti Program (FFT NP FTA) támogatta.





Köszönöm megtisztelő figyelmüket!



norbert.szabo@uni-
miskolc.hu



MISKOLCI
EGYETEM



MISKOLCI EGYETEM

**MŰSZAKI FÖLD- ÉS
KÖRNYEZETTUDOMÁNYI
KAR**