KARSZTFEJLŐDÉS XVI.
Szombathely, 2011. pp. 247-260.

A MISKOLCI EGYETEMI KÚT MÉRT PARAMÉTEREINEK ELEMZÉSE MODERN GEOMATEMATIKAI MÓDSZEREKKEL

DARABOS ENIKŐ-SZŰCS PÉTER

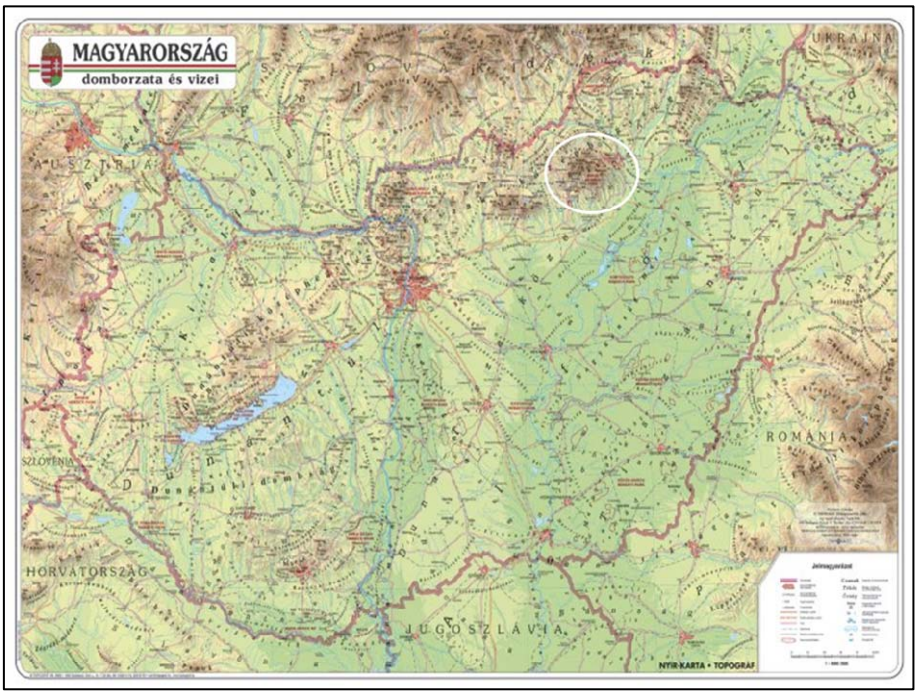
Miskolci Egyetem, Műszaki Földtudományi Kar, Környezetgazdálkodási Intézet, 3515, Miskolc, Egyetemváros
daraboseniko@gmail.com, hgszucs@uni-miskolc.hu

Abstract: Nowadays, the phisical and the hydrochemical parameters used investigations increasingly important in the karst research. We can understand the karstic water resources with this parameters, etc. the change of the conductivity and the temperature with time can give us informations from the rate between the stored and the rain water. In this paper we investigate the correlation among the data with statistic methods in the Miskolci Egyetemi well during 1 year term, which based on the water level, temperature and conductivity values. At first, we make the regression tests with the most popular technics, then we use the ACE algorithm. The largest advantage of the ACE algorithm that do not need any „priory" function relationship among the studied varibles, furthermore the function transformations depend on only the measured values. We would like to define the temperature and conductivity values in the Miskolci Egyetemi well are how correct to modeling the karstic areas.

Bevezető

A Bükk-térség Észak-Magyarországon található, térképen való elhelyezkedését az *1. ábrán* láthatjuk. Maga a Bükk-hegység döntő mértékben hideg karsztvizet tartalmaz, de mivel a karsztos kőzetei közvetlen kapcsolatban vannak a törmelékes kőzetekkel, eltemetett karsztos kőzetekkel, ezért a Bükk-térségben egységes hideg-meleg karsztrendszerről lehet beszélni. Ennek a kapcsolatnak a maximális figyelembevétele a karsztvíz minőségének és mennyiségének, vízszintjének megóvásakor rendkívül nagy jelentőséggel bír. (*LÉNÁRT* 2006) A Bükkben megfigyelhető Észak-Dél irányú repedésrendszerek miatt a hegységben a kisebb egységként kezelhető területek kapcsolata Kelet-Nyugati irányban sokkal egyértelműbb és szorosabb, mint Észak-Déli irányban. (*LÉNÁRT* 2010) Jelenleg a legjelentősebb hidegvíz kivétel a miskolc-tapolcai hideg vízmű kútból történik, ami egy Kelet-Nyugati csapásvonalon helyezkedik el a miskolci Egyetemi kúthoz képest. Egyrészt ez indokolja az Egyetemi kút viszonyainak jobb megismerését, másrészt pedig ennek a kútnak a vize

biztosítja az egyetemi kollégiumok számára szükséges meleg vizet, valamint a későbbiek során az Egyetemi kút talán nagyobb szerepet is kaphat az új Kemény Dénes Sportuszoda vízellátásában, ugyanis jelenleg ez a vízmű hálózatáról történik.



1. ábra: A Bükk-hegység elhelyezkedése
Figure 1: The location of the Bükk Mountain

A dolgozat célja

Egy terület megismerése érdekében manapság a különféle modellezési módszerek egyre inkább előtérbe kerülnek. Tudni kell azonban, hogy a karsztos tározók modellezése a mai napig sem megoldott, rengeteg kérdés, és még több hibalehetőség, bizonytalanság merül fel ezzel kapcsolatban. Mindezek mellett a Miskolci karsztvízbázis jelenleg az ország egyik legnagyobb területileg is összefüggő sérülékeny vízbázisa. Mint tudjuk, a karsztosodott víztartókra kettős áramlási rendszer jellemző, a karszt érzékenységét legnagyobb mértékben a kőzet hidrogeológiai jellemzői határozzák meg, jelen esetben a felszín alatti vízrendszer a kőzettest törésrendszeréhez kapcsolódik, ezért például a terület modellezése esetén a kezdeti – biztosnak hitt – paraméterek egy felszín alatti nagyobb repedés miatt könnyen megdőlhetnek. (*MADARÁSZ et al*. 2005)

Amennyiben tehát karsztos területeket szeretnénk modellezni, mindenképpen sztochasztikus modellt kell alkalmaznunk, ami statisztikai alapon kezeli a hidrodinamikai és transzport folyamatokat. (*KOVÁCS-SZANYI* 2005)
Az előbbiek alapján is beláthatjuk, hogy a karsztok matematikai kezelhetősége igen bonyolult, a miskolci sérülékeny vízbázist azonban mindenképpen biztonságban szeretnénk tudni. Láthatjuk tehát, hogy minden olyan vizsgálat előnyünkre válhat, ami a karsztrendszer pontosabb megismerését szolgálja, jelen esetben tehát azt tűztük ki célul, hogy a miskolci Egyetemi kútban mért vezetőképesség és hőmérséklet értékek korrelációját vizsgáljuk a vízszintekkel annak érdekében, hogy választ kapjunk arra kérdésre, hogy egy karsztos modell építése esetében mekkora szerepet játszhatnak a modell pontosításában ezek a paraméterek.

Módszer

A karsztos területek kutatása során egyre inkább előtérbe kerülnek a fizikai és hidrokémiai paraméterek segítségével történő vizsgálatok. Ezek a viszonylag könnyen mérhető paraméterek betekintést engednek a karsztos vízbázisokba, pl. a vezetőképesség és a víz hőmérséklet időbeli változása információkat nyújthat az utánpótlódási viszonyokról, a tárolt víz és az esővíz arányáról.

Jelen vizsgálataink során a miskolci Egyetemi kút 1 éves, vízszint, hőmérséklet és vezetőképesség idősorát alapul véve vizsgáljuk az adatok közötti összefüggéseket különböző statisztikai módszerekkel, és próbálunk az adatok között minél magasabb fokú kapcsolatot kimutatni, annak érdekében, hogy egy későbbi karsztos modellépítés során a rendelkezése álló mérési adatokat valódi szerepüknek megfelelően tudjuk beépíteni a rendszerbe.

A regressziós vizsgálatokat kezdetben a mindenki által jól ismert technikákkal végezzük, majd a mai földtudományi kutatási elvárásokat leginkább kielégítő ACE algoritmust alkalmazzuk. A Breiman és Friedman által 1985-ben kidolgozott ACE („Alternating Conditional Expectation”) algoritmus adaptációja, módosítása és alkalmazása különböző típusú hidrogeológiai és vízbányászati többváltozós regressziós problémák megoldására alkalmas. (*SZŰCS* 2006)

A fluidumbányászati regressziós vizsgálatok során a modellezési szakemberek megpróbálják leírni egy vagy több ún. független modell változó (jelen esetben a hőmérséklet és a vezetőképesség) függő változóra (jelen esetben a vízszintre) kifejtett hatását. A földtudományi adatok

feldolgozása során gyakran próbáljuk meghatározni a különböző típusú adatok között fennálló lehetséges kapcsolatokat. A hidrogeológiában vagy egyéb földtudományi területeken a hagyományos többváltozós regressziós vizsgálatok (*MOSTELLER-TUKEY* 1977, *KITANIDIS* 1997, LEE 1999) során azonban szükséges valamilyen meghatározott típusú függvénykapcsolatot feltételeznünk a vizsgált változók között. A vizsgált paraméterek között fennálló komplex, és sokszor jósolhatatlan jellegű kapcsolatok miatt sokszor igen nehéz a megfelelő típusú függvénykapcsolatot megadni a függő és független változók esetében. A hidrogeológiai paraméterek értéktartományának nagy változékonysága esetében például a rutinszerűen alkalmazott hagyományos többváltozós regressziós eljárások gyakran nem reális eredményeket produkálnak (*KOVÁCS-SZACSURI-SZŰCS-LÉNÁRT-CSISZÁR HORÁNYINÉ* 2006).

A következőkben először bemutatásra kerül a hagyományos többváltozós lineáris regressziós algoritmus, a legkisebb négyzetes algoritmus és a leggyakoribb értékek elvén alapuló módszer (*STEINER* 1991, 1997). Ezután sor kerül az ACE nem-paraméteres regressziós eljárás elméleti hátterének a bemutatására.

Többváltozós lineáris regressziós vizsgálatok

Többváltozós lineáris regressziót igen gyakran alkalmazunk különböző típusú földtudományi és fluidumbányászati mérési adatok feldolgozása és értékelése során. A többváltozós lineáris regresszió esetében megpróbáljuk a vizsgált függő változó értékét kettő vagy több független változó lineáris kombinációjának segítségével közelíteni. A többváltozós lineáris kiegyenlítés általános alakja a következő lesz, ha p darab különböző típusú független változó (X_1, X_2,…., X_p) segítségével közelítjük a függő változó (Y) értékét:

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^{p} b_i X_i + \varepsilon \qquad (1)$$

ahol b_0, b_1, …, b_p az regressziós koefficiensek, míg ε jelen esetben a kiegyenlítési hibát jellemzi. Az (1) egyenlet tehát azt mondja a felhasználó számára, hogy a vizsgált Y függő változó az X_1, X_2,…., X_p független változók és egy véletlen jellegű hiba komponens (ε) lineáris kombinációjaként írható fel. Ez a feltételezett lineáris paraméter kapcsolat abban az esetben lehet sikeres, ha a feltételezett modell kapcsolat a

valóságban is helyénvaló. A legkisebb négyzetes (L_2 normára épülő) regressziós analízis esetében (*LEE* 1999) az eltérések vagy „*reziduálok*”” négyzetének összegét minimalizáljuk a b_0, b_1, …, b_p regressziós koefficiensek meghatározása, illetve kiszámítása során.

SZUCS et al. (2006) bemutatta, hogy még abban az esetben is, ha a feltételezett lineáris függvénykapcsolat helyes, az alkalmazott norma jellege alapvetően meghatározza a regressziós vizsgálat hatékonyságát és pontosságát (*TOTH-BODI-SZUCS-CIVAN* 2005). Mint ahogy korábban is említettük, a földtudományok területén a mért adatok eloszlása nagyon sokféle típusú lehet, és majdnem minden esetben kell kieső adatokra is számítanunk. Azaz, az L_2-norma alkalmazása hidrogeológiai és vízbányászati regressziós vizsgálatokban sok szempontból is hátrányos következményekkel járhat. Ezért a robusztusnak és rezisztensnek tekinthető L_1-norma használata bizonyos esetekben előnyösebb lehet (*HUBER* 1981). A már korábban részletesen ismertetett leggyakoribb értékek elvére épülő P-norma (*STEINER* 1991, 1997) azonban még az L_1-normánál is robusztusabb és rezisztensebb. Így a P-norma alkalmazása hidrogeológiai és fluidumbányászati lineáris többváltozós regressziós vizsgálatokban több szempont alapján is javasolható. Számos korábbi alkalmazása a P-normára épülő paraméteres regressziós vizsgálatoknak (*FERENCZY et al.,* 1990; *SZUCS-CIVAN* 1996, *SZUCS* 2002, *SZUCS-RITTER* 2002, *SZUCS et al.* 2006) bizonyította az MFV módszer előnyeit a hagyományos, legkisebb négyzetes módszerre épülő eljárásokkal szemben.

Természetesen az is tény, ha a vizsgált változók közötti kapcsolat jellege nem ismert, vagy nem írható le pontosan, akkor a lineáris, de egyéb bármilyen függvénykapcsolatot feltételező többváltozós regressziós vizsgálat igen félrevezető eredményre vezethet, még ha a robusztus és rezisztens leggyakoribb értéken alapuló eltérésrendszert minimalizáljuk. Ezért van szükség a hidrogeológiai és vízbányászati modell vizsgálatok során olyan ún. nem-paraméteres eljárások alkalmazására, mint az ACE algoritmus.

Az ACE algoritmus alkalmazásának elméleti háttere

A vizsgált változók nem-lineáris transzformációja bevett gyakorlatnak tekinthető a különböző típusú regressziós problémák megoldása során. Tesszük ezt elsősorban két fő ok miatt. Egyrészt célunk a hiba szórásának stabilizációja, másrészt a hibaeloszlás normalizációját lehet így elérni. Ezektől még egy átfogóbb cél érhető el az ACE algoritmus alkalmazásának segítségével. Az ACE algoritmus olyan transzformációt alkalmaz az egyes

vizsgált változók tekintetében, hogy a lehető legjobb kiegyenlítést érjük el az analízisbe bevont változók között. Az ACE algoritmus matematikai alapjait Breiman és Friedman dolgozta ki a Stanford Egyetemen. Az eljárás elméleti háttere az alábbiakban megismerhető. További részletek az eljárással kapcsolatban megtalálhatók *BREIMAN-FRIEDMAN* (1985) eredeti munkájában.

Legyenek Y, X_1, X_2,…, X_p véletlen változók, ahol Y legyen az ún. válasz vagy függő változó, míg X_1, X_2,…, X_p pedig az ún. független vagy becslő változók. A nevezett változók tekintetében jelöljenek a $\theta(Y)$, $\phi_1(X_1)$, $\phi_2(X_2)$,…, $\phi_p(X_p)$ kifejezések tetszőleges zérus helyparaméterű függvény transzformációkat. Ezek után a regressziós analízis során a függő változó transzformáltját (azzal a feltétellel, hogy $E\left[\theta^2(Y)\right]=1$) a független változók transzformáltjainak összegével közelítjük. Ebben az esetben a regresszió hibája a következőképpen írható fel:

$$e^2(\theta,\phi_1,\phi_2,...,\phi_p) = E\left(\left[\theta(Y) - \sum_{i=1}^{p}\phi_i(X_i)\right]^2\right). \qquad (2)$$

ahol Y: a függő változó (jelen esetben a vízszint lesz)
X: a független változók (jelen esetben a hőmérséklet és a vezetőképesség)
e: hibatényező
θ: az Y függő változóra vonatkozó transzformáció
ϕ: az X független változókra vonatkozó transzformációk
E: várható érték
$\theta(Y)$: az Y függő változó transzformáltja
$\phi_i(X_i)$: az X független változók transzformáltjai, mely jelölések a további egyenletekre is érvényesek.

A $\phi_i(X_i)$,…, $\phi_p(X_p)$ és $\theta(Y)$ transzformáltakra vonatkozó e^2 hiba minimalizációt egy speciális, egy függvényre vonatkozó minimalizációs sorozaton keresztül érhetjük el az alábbi két egyenlet alkalmazásával.

$$\phi_i(X_i) = E\left[\theta(Y) - \sum_{j\neq i}^{p}\phi_j(X_j)\middle|X_i\right] \qquad (3)$$

$$\theta(Y) = E\left[\sum_{i=1}^{p} \phi_i(X_i)|Y\right] / \left\| E\left[\sum_{i=1}^{p} \phi_i(X_i)|Y\right] \right\| \tag{4}$$

A (3) és (4) egyenletekben ún. feltételes elvárásokat megvalósító matematikai operátorok is szerepelnek az iterációs minimalizálási procedúra során. Innen adódik az ACE eljárás neve, mivel az „*Alternating Conditional Expectations*" kifejezés változó feltételes matematikai elvárást jelent. A minimalizációs iterációs eljárás végeredményeként kapott végső $\phi_1(X_1)$, $\phi_2(X_2)$,…, $\phi_p(X_p)$ és $\theta(Y)$ függvénytranszformáltak becslései az optimális, legjobb regressziót biztosító $\phi_1^*(X_1)$, $\phi_2^*(X_2)$,…, $\phi_p^*(X_p)$ és $\theta^*(Y)$ transzformáltaknak. Vagyis a transzformált paraméterek terében a függő és független változók közötti kapcsolat a következő egyszerű alakot veszi fel:

$$\theta^*(Y) = \sum_{i=1}^{p} \phi_i^*(X_i) + e^* \tag{5}$$

ahol e^* az ACE regressziós közelítés (zérus helyparaméterű eloszlással jellemezhető) hibáját fejezi ki. Az ACE eljárással elérhető minimális regressziós hiba tehát e^*, míg a többváltozós korrelációs koefficiens ρ^*, és értéke a regresszió hibájával a következő kapcsolatban áll: $e^{*2} = 1 - \rho^{*2}$.
Az említett, egyes változókra vonatkozó ACE transzformációk pusztán az adatokban rejlő információkon alapulnak, s nem szükséges semmilyen „a priori" feltevés a vizsgált változók közötti kapcsolatokat illetően. Ez azt jelenti, hogy az ACE algoritmus egy igen hatékony eszközt jelenthet a legkülönbözőbb típusú földtudományi adatok feldolgozására és elemzésére. Az alábbi egyenlet segítségével állítható elő a függő változó számított, illetve az ACE algoritmus alapján becsült értéke *p* darab független változó segítségével.

$$Y^{pre} = \theta^{*-1}\left[\sum_{i=1}^{P} \phi_i^*(X_i)\right] \tag{6}$$

A gyakorlatban, amikor az ACE algoritmust egy véges adathalmazon (n – minden egyes változó esetében a megfigyelések száma) valósítjuk meg, a numerikus megoldás során egy adatsimító szűrőt alkalmazunk a (4) és (5) egyenletekkel megadott feltételes elvárások helyett. *FRIEDMAN-STUETZLE* (1982) definiált egy szabadon elérhető, pszeudo Fortran nyelven megírt, hatékony adatsimító szubrutint az ACE algoritmus számára. Ennek az algoritmusnak a neve „*super smoother*", és tökéletesen használható az ACE algoritmus fentebb leírt transzformációi során (*BREIMAN-FRIEDMAN* 1985). Egy komplett, az ACE regressziót egy véges adatrendszeren megvalósító szubrutin letölthető a következő honlapról: http://lib.stat.cmu.edu/general/ace. Ez a program kód magában foglalja a fentebb nevezett adatsimító algoritmust is. Ezek után egy tényleges regressziós problémára megírt főprogram segítségével az ACE algoritmus nagyon könnyen és hatékonyan megvalósítható.

A számításokat úgy végeztük, hogy függő változónak mindig a vízszintet, a hozzá tartozó független változóknak pedig a vezetőképesség és a hőmérséklet értékeket választottuk. Először megvizsgáltuk külön-külön az adott paraméterek kapcsolatát a vízszinttel, ennek függvényében döntöttük el, hogy melyik tényező legyen az 1. és melyik a 2. független változó. Elvégeztük a regressziós vizsgálatokat, majd a függvények segítségével előállítottuk a számított vízszint adatokat úgy, hogy azokat kizárólag csak a mért hőmérséklet és a vezetőképesség adataiból számítottuk, ennek megfelelően szemléltetjük az eredményeket is, vagyis minden vizsgálati módszernél az eredetileg mért és a különböző algoritmusokkal – a vezetőképességből és a hőmérsékletekből - számított vízszinteket adjuk meg.

Eredmények

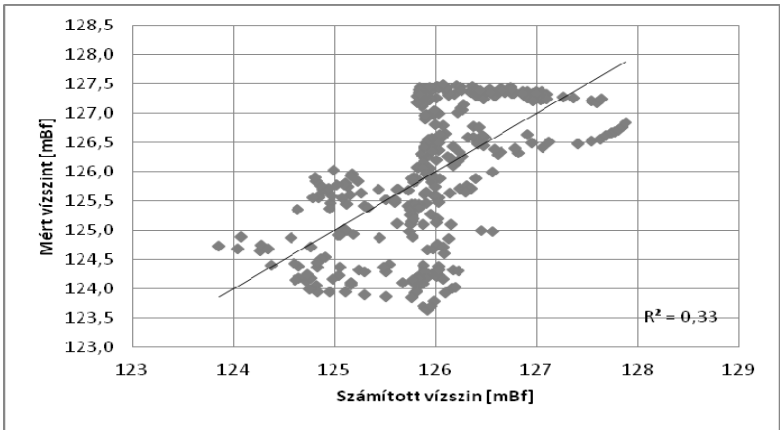
Kezdetben **többváltozós lineáris regressziós** analízist alkalmaztunk az adatok vizsgálatára. A módszerrel valamely mért X és Y tulajdonságok közötti törvényszerűséget fejezzük ki. E törvényszerűség létezését lineáris esetben a korrelációs együttható (R^2) mutatja. A regresszió egészen sarkosan fogalmazva, az a „kiegyenlítő görbe", amely a mért X és Y értékeket a legnagyobb valószínűséggel kapcsolja össze. (*GEIGER* 2007)

A **hagyományos regressziós számítások** eredményei láthatóak a *2. ábrán*. A módszerrel kapott, számításokhoz használt képlet a következő:

$$y = -0{,}764 * T + (-0{,}173) * C + 131{,}812 \text{, ahol}$$

T - a vízhőmérséklet,
C - a vezetőképesség.

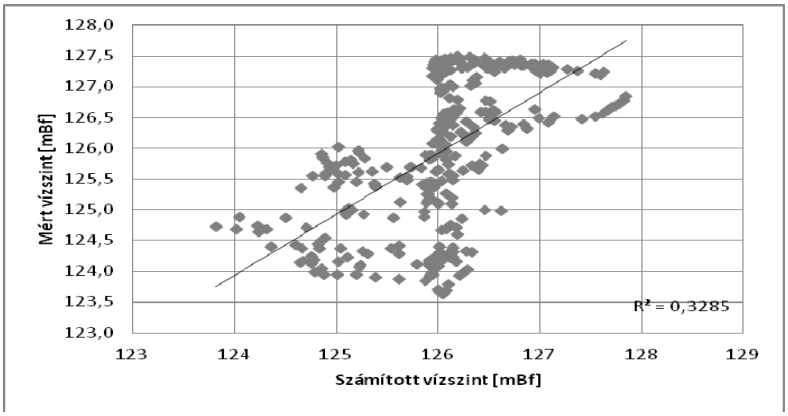
Ha a regressziós kapcsolat a 3 paraméter között szoros lenne, akkor az értékeknek közel egy egyenesre kellene esniük, ezzel szemben láthatjuk, hogy a korrelációs együttható igen alacsony, 0,33, az adatok szórása: *б*=0,990125.



2. ábra: A mért vízszintek a hagyományos regresszióval számított vízszint függvényében
Figure 2: Measured water levels in the function of the traditional regression calculated water levels

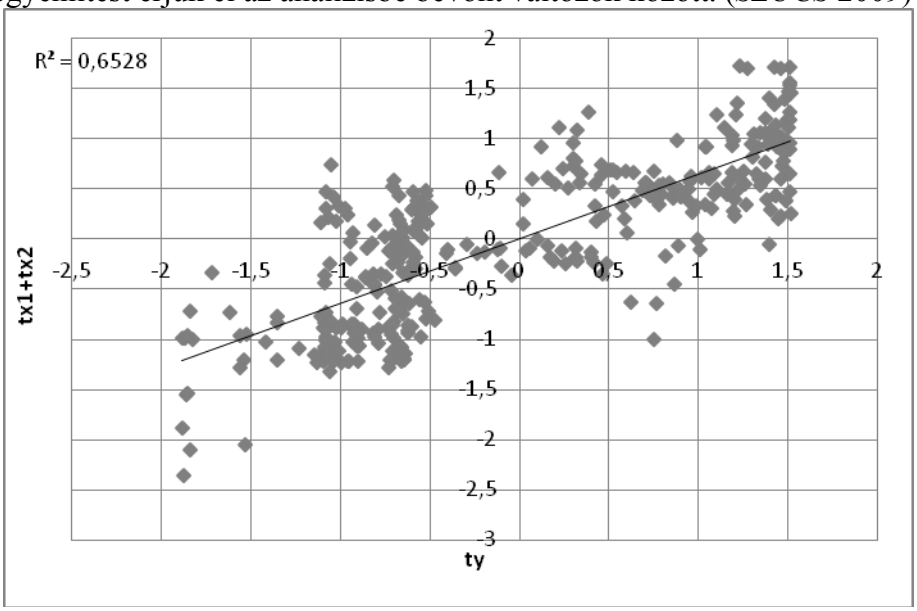
Második esetben az **MFV (leggyakoribb érték) módszert** alkalmaztuk, az ezzel nyert eredmények szórása: *б*=0,994577, a görbe egyenlete:

$$y = -0{,}15924 * T - 0{,}83441 * C + 131{,}55517$$



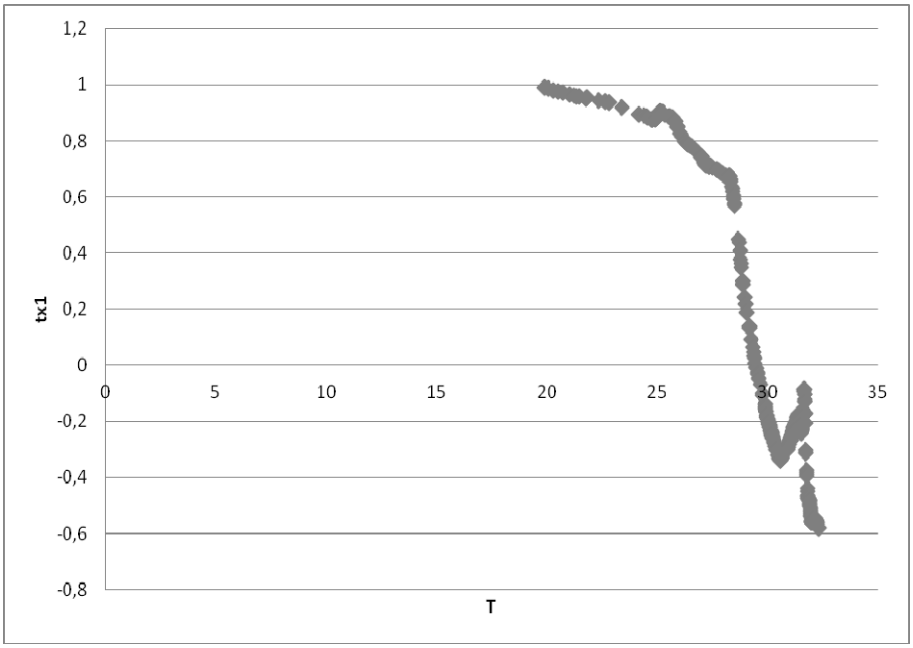
3. ábra: A leggyakoribb érték módszerével számított vízszintek és a mért vízszintek kapcsolata
Figure 3: The connection between the calculated water levels with the most common value method and the measured water levels

A *3. ábrán* látható, hogy ezzel a módszerrel sem sikerült szoros kapcsolatot elérni, a regressziós együttható 0,328, szintén igen alacsony érték, továbbá mindkét esetben igen messze esnek az eredmények a lineáris elhelyezkedéstől. Belátható azonban, hogy egy karsztos modell számítás esetében még ezek az alacsony értékek is indokolják, hogy mint „mellék" vagy pontosító paramétereket szerepelhessenek a modellben.
Mindezek után az **ACE algoritmus** segítségével elkészítettük a változók optimális transzformáltjait, melyből láthatjuk, hogy most sem lineáris a pontok elhelyezkedése, viszont jobban elnyújtott, kissé jobb az illeszkedés (*4. ábra*). A vizsgált változók nem-lineáris transzformációja bevett gyakorlatnak tekinthető a különböző típusú regressziós problémák megoldása során. Tesszük ezt elsősorban két fő ok miatt. Egyrészt célunk a hiba szórásának stabilizációja, másrészt a hibaeloszlás normalizációját lehet így elérni. Ezektől még egy átfogóbb cél érhető el az ACE algoritmus alkalmazásának segítségével. Az ACE algoritmus olyan transzformációt alkalmaz az egyes vizsgált változók tekintetében, hogy a lehető legjobb kiegyenlítést érjük el az analízisbe bevont változók között. (*SZŰCS* 2009)

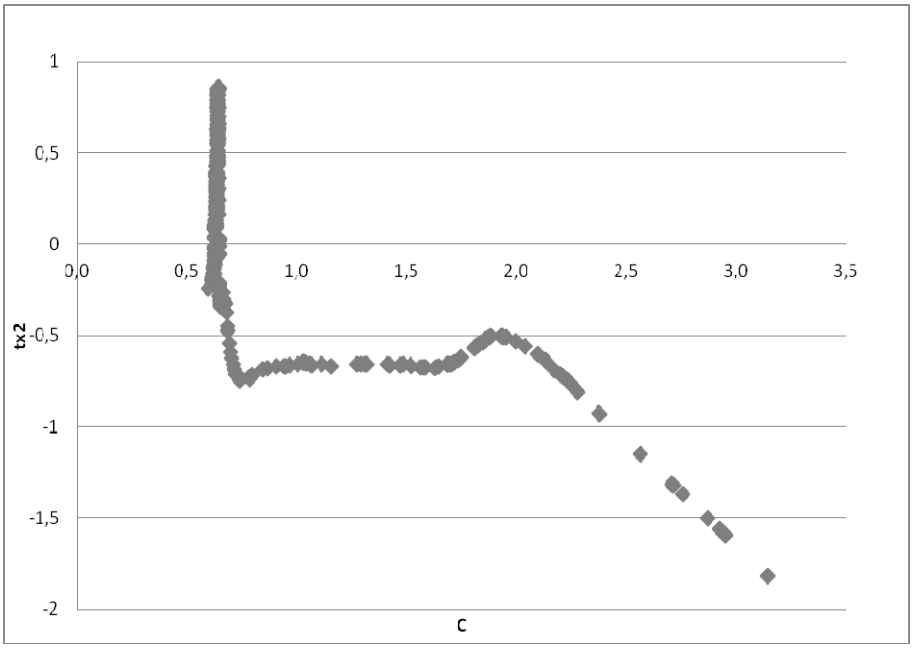


4. ábra: Az összetartozó értékpárok az optimális transzformációt biztosító ACE algoritmus alkalmazása után
Figure 4: The matching pairs after using the ACE algorithm, which ensure the optimal transformation

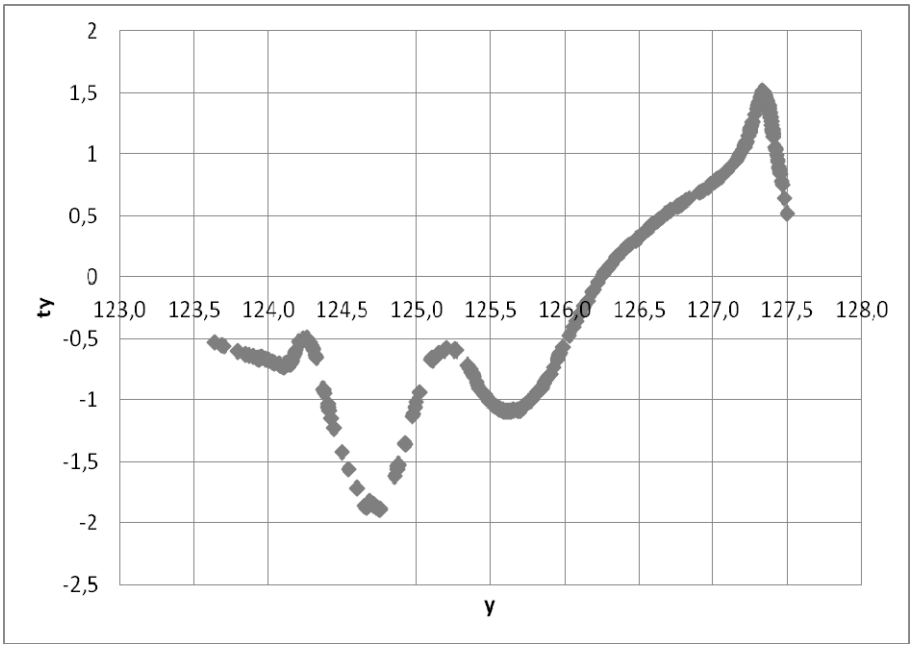
A *4. ábrán* láthatjuk, hogy az optimális transzformáció segítségével az értékek közötti korrelációs együttható 0,6528-ra nőtt, ami még mindig alacsonynak számít, de az előző módszerekhez képest jelentős (kétszeres!) javulást jelent.



5. ábra: A mért hőmérséklet és az ACE algoritmussal transzformált értékek kapcsolata
Figure 5: Connection of measured temperature and values of transformation by ACE algorithm



6. ábra: A mért vezetőképesség és az ACE algoritmussal transzformált értékek kapcsolata
Figure 6: Connection of conductivity and values of transformation by ACE algorithm



7. ábra: A függő változó (vízszint) és az ACE algoritmussal transzformált értékek kapcsolata
Figure 7: Connection of dependent variable (water level) and values of transformation by ACE algorithm

Az *5. ábrán* a hőmérséklet transzformált értékeinek függvényében láthatóak a mért hőmérséklet értékek, míg a *6. ábrán* a vezetőképesség transzformált értékeinek függvényében láthatjuk a mért vezetőképesség értékeket, míg a *7. ábrán* a vízszintek és transzformáltjaik tekinthetők meg. Ezen ábrák alapján érthetjük meg igazán az ACE algoritmus legnagyobb előnyét, mégpedig azt, hogy az egyes változók automatikus transzformációjával a legjobb regressziós kapcsolatot kaphatjuk a változók közötti fennálló kapcsolatok előzetes sejtése nélkül. Az ACE algoritmus elmélete olyan, hogy ha az eljárás nem talál semmilyen optimális transzformációt, akkor abban az esetben az ACE a független változók lineáris kombinációjaként fogja közelíteni a függő változót.

Következtetések

Mindezek alapján azt a következtetést vonhatjuk le, hogy az ACE algoritmus, nagy hatékonyságú és magas hatásfokú nem-paraméteres regressziós eljárás könnyen alkalmazható a vizsgált változók elemzésére és a rendelkezésre álló adatokból ezzel a módszerrel tudjuk a kihozható legjobb összefüggéseket produkálni.

Látható azonban, hogy az ACE algoritmus segítségével sem olyan erős a kapcsolat a vezetőképesség, a hőmérséklet és a vízszint adatok között, hogy önmagukban ezek alapján vízszinteket számítani lehessen, viszont az ACE algoritmussal elért 0,65-ös korreláció már erősen indokolja, hogy mint pontosító paramétereket bevonjuk a számításokba a vezetőképesség és a hőmérséklet adatokat is (a csapadék adatok mellé).

A korrelációs vizsgálatok esetében a hiba forrása, amely alapvetően elrontja a korrelációt az, hogy természetesen ugyanahhoz a vízszinthez alapvetően több hőmérsékleti vagy vezetőképesség érték is tartozhat, vagyis az adatokat nem foszthatjuk meg az időbeliségüktől, ill. a földtani környezettől. Célunkat – vagyis hogy választ kapjunk arra a kérdésre, hogy mint modell paraméter érdemes-e figyelembe venni a hőmérséklet és a vezetőképesség értékeit – megkaptuk a választ, mégpedig azt, hogy igen.

Figyelembe kell venni továbbá, hogy a vizsgált kút termálvizet szolgáltat, viszonylag nagy, közel 300 m-es mélységből. Úgy gondoljuk (és a későbbiek során igazolni is szeretnénk), hogy ezen paraméterek összefüggése egy felszín közeli hideg karsztforrás esetében sokkal erősebbek lehetnek.

Köszönetnyilvánítás

"A tanulmány a TÁMOP-4.2.1.B-10/2/KONV-2010-0001 jelű projekt részeként – az Új Magyarország Fejlesztési Terv keretében – az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával valósul meg."

IRODALOM

BREIMAN L.-FRIEDMAN J.H. (1985): Estimating optimal transformations for multiple regression and correlation (with discussion). - Journal of American Statistical Association, 80, (September) p. 580-619

FERENCZY L.-KORMOS L.-SZUCS P. (1990): A new statistical method in well log interpretation, - Paper O, in 13th European Formation Evaluation Symposium Transactions: Soc. Prof. Well Log Analysts, Budapest Chapter, p. 1-17.

GEIGER J. (2007): Geomatematika. - JATEPress Kiadó, Szeged p. 93-95.

HUBER, P.J. (1981): Robust statistics. - Wiley, New York, NY, 308 p.

KOVÁCS B.-SZANYI J. (2005): Hidrodinamikai és transzportmodellezés - (Processing MODFLOW és Surfer for Windows környezetben) II. p. 163-166. Miskolc

KOVÁCS, G.-SZACSURI, P.-SZŰCS, L.-LÉNÁRT L.-G. CSISZÁR HORÁNYINÉ (2006): Determination of hydrogeologic protection area of the cold and warm karstic regime of Miskolc-Tapolca using numerical methods A Kárpát-medence Ásványvizei III. Nemzetközi Tudományos Konferencia, Csíkszereda, 2006. július 28-29., Konferencia Kiadvány, p. 231-240.
KITANIDIS P.K. (1997): Introduction to geostatistics: Applications to hydrogeology. - Cambridge University Press, 249 p.
LEE, T- C. (1999): Applied Mathematics in Hydrogeology. - Lewis Publishers and CRC Press LLC, ISBN 1- 56670- 375- 1. p. 1-382.
LÉNÁRT L. (2006): A Bükk-térség karsztvízpotenciálja – a hosszú távú hasznosíthatóságának környezetvédelmi feladatai. - Észak-magyarországi Stratégiai Füzetek. III. évf. 2. sz. Miskolc, p. 17-28.
LÉNÁRT L. (2010): The Interaction of Cold and Warm Karst Systems in the Bükk Region. - Proceedings of the 1th Knowbridge Conference on Renewables, Miskolc, p. 111-118,
WOLFBAUER J.-STIBITZ M.-MADARÁSZ T.-SZABO I. (2005): Quality assurance in field remediation; - Project Num.: Hungarian-Austrian S&T Cooperation Proj. A-9/2002 Period 2003-2004 (WTZ Ungarn/ÖAD); p 1 - 25; Leoben
MOSTELLER F.-TUKEY J.W. (1977): Data Analysis and Regression. - Addison-Wesley, p. 1-608.
STEINER, F. (Editor 1991), The Most Frequent Value. Introduction to a Modern Conception Statistics. - Akadémiai Kiadó, Budapest, Hungary, 314 p.
STEINER, F. (ed. 1997): Optimum methods in statistics. - Akadémiai Kiadó, Budapest. 370 p.
SZUCS, P.-CIVAN, F.-VIRAG, M. (2006): Applicability of the most frequent value method in groundwater modeling. - Hydrogeology Journal, 14: Springer-Verlag, DOI 10.1007/s10040-004-0426-1 p. 31-43.
HORNE, R. N.-SZUCS, P. (2007): Inferring Well-toWell Connectivity Using Nonparametric Regression on Well Histories. - PROCEEDINGS, Thirty-Second Workshop on Geothermal Engineering, Stanford University, Stanford, California, January 22-24, SPG-TR-183, p. 1-8.
HORNE, R. N.-SZUCS, P. (2009): Applicability of the ACE Algorithm for Multiple Regression in Hydrogeology. - DOI: 10.1007/s10596-008-9112-z COMPUTATIONAL GEOSCIENCES : (13) Springer p. 123-134.
TOTH, J.-BODI, T.-SZUCS, P.-CIVAN, F. (2005): Determining Relative Permeability from Unsteady-State Radial Fluid Displacements. - 2005 SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in Dallas, Texas, USA, 9-12 October 2005. SPE 94994, p. 1-9.