



Talajvizsgálat Magyarországon: az infravörös és röntgen-fluoreszcens analízis alkalmazásának lehetőségei

DORKA-VONA VIKTÓRIA¹ – KALOCSAI RENÁTÓ¹ – SARJANT SAM² – GICZI ZSOLT¹ – VAN ERP PETER² – KOVÁCS ATTILA¹

¹ Széchenyi István Egyetem, Mezőgazdaság- és Élelmiszertudományi Kar,
Mosonmagyaróvár

² AgroCares Research B.V., Wageningen

ÖSSZEFOGLALÁS

A közép-infravörös (MIR) és a röntgen fluoreszcens (XRF) szenzorok talajvizsgálatban történő alkalmazásának egyik legnagyobb kihívása a módszer kalibrálása és validálása. Ennek során alapvető feladatunk a kalibrációs talajminták összegyűjtése és olyan megbízható kalibrációs modellek megalkotása, amelyek összevetik a talajok MIR, illetve XRF spektrumait azok laboratóriumi eredményeivel. A SoilCares (talajvizsgálati kutatóintézet, innovatív fejlesztő cég) 2017 végén már rendelkezett egy kalibrációs modellel, amely 25 országból származó, összesen 11000 db talajmintát tartalmazó globális kalibrációs adatbázison alapul. Magyarországon, 2017 közepén 557 db talajminta begyűjtését kezdtük meg mezőgazdasági területeiről, melyek közül 2017 decemberére már 250 mintának megvizsgáltuk a MIR és XRF spektrumát a kémhatásra (pH_{KCl}), a szerves szénre, az összes kalcium- és a kicserélhető magnézium tartalomra vonatkozóan.

Elvégeztünk egy előzetes kalibrációs vizsgálatot, hogy meghatározzuk a kémhatásra, a szerves szénre, a kicserélhető magnézium- és az összes kalciumtartalomra vonatkozó kalibrációs modellek teljesítményét, miután a globális kalibrációs adatbázisba feltöltöttük a magyarországi 237 db minta adatainak 0, 50 és 100%-át. Később a kalibrációs modell validálása érdekében a sokasághoz hozzáadtunk 24 db független, akkreditált laboratóriumban végzett magyarországi talajminta adatait.

Az eredmények szoros összefüggést mutatnak a becült és a valós értékek között ($r^2 > 0.9$) és a becslési hiba (RMSE) mértéke is elfogadható a szerves szén, a kémhatás és az összes kalciumtartalom tekintetében. A magnézium esetében a kalibrációs modell szintén jól teljesített, de még további fejlesztésre szorul. Az összesen 557 db magyarországi kalibrációs minta globális adatbázisba történő feltöltésével várhatóan javulni fog valamennyi kalibrációs modell teljesítménye. Összességében igazolódni látszik, hogy Magyarországon is elkezdődhet a közép-infravörös és a röntgen fluoreszcens szenzorok alkalmazása a rutin talajvizsgálatokban.

Kulcsszavak: talajvizsgálat, szenzor technológia, kalibrációs modell, röntgen-fluoreszcencia, infravörös spektroszkópia

BEVEZETÉS

Magyarországon a mezőgazdasági területek talajainak termőképessége folyamatosan csökken, ezért szükség van egy olyan tápanyag gazdálkodási stratégiára, amely a talaj aktuális tápanyag-szolgáltató képességén alapul. A hagyományos talajvizsgálatok időigényesek és költségesek, ezért elengedhetetlen fontosságú egy gyors, megfizethető és precíz talajvizsgálatot lehetővé tevő technológia kidolgozása.

Öt évvel ezelőtt a SoilCares kutatómunkába kezdett annak érdekében, hogy közeli-infravörös (MIR) és röntgen fluoreszcens (XRF) szenzorok segítségével kifejlesszen egy gyors, precíz és megfizethető talajvizsgálati módszert. A legnagyobb kihívás a kalibrációs talajminták összegyűjtése és a megbízható előrejelzési modellek megalkotása volt. Egy adatelemző technika, az ún. gépi tanulás (machine learning) alkalmazásával megtörtént a talajok MIR, illetve XRF spektrumai és a laboratóriumi eredmények összefüggéseinek modellezése. A SoilCares a világ számos tájáról származó talajmintákkal kalibrált globális előrejelzési modellt hozott létre, amely helyi viszonyokra is vonatkoztatható (*Terhoeven-Urselmans et al.* 2015).

2017 végén a fejlesztők összesen 11000 db talajmintát tartalmazó globális kalibrációs adatbázissal rendelkeztek, de ezek között még nem volt magyarországi minta. A Magyarországra is érvényes kalibrációs modell fejlesztése érdekében 2017-ben kezdetét vette egy alátámasztó kalibrációs tanulmány. Összesen 557 db talajmintát vettek meghatározott területekről, amelyeket Hollandiába, a SoilCares kalibráló laboratóriumába szállítottak. 2017 decemberére már 261 mintának megvizsgálták a MIR

és XRF spektrumát a kémhatásra (pH_{KCl}), a szerves szénre, a teljes kalcium és a kicserélhető magnézium tartalomra vonatkozóan.

Ebben a dolgozatban bemutatjuk az előzetes alátámasztó kalibrációs tanulmány eredményeit, ami a helyi kalibrációs minták globális talaj adatbázisba történő feltöltésének az kalibrációs modell teljesítményére gyakorolt hatását vizsgálja. A fent említett 261 minta adatait használtuk, illetve ezekből 24 talajmintát kiválasztottunk, melyeket független, akkreditált magyarországi laboratóriumban vizsgáltak és ezek alapján végeztük el a validálást.

IRODALMI ÁTTEKINTÉS

A hagyományos vizsgálati módszerekkel a minta laboratóriumi előkészítését követő vizsgálatok (mint például AAS, ICP-AES, UV/VIS spektrofotometria) révén meghatározhatjuk a növény számára szükséges elemek, talajban megtalálható koncentrációját (Read 1921, Rayment *et al.* 1992). A hagyományos talajvizsgálati módszerek jól kivitelezhetőek és analitikai teljesítőképességük megfelelő, általában időigényesek és olyan anyagokat kell felhasználni az elvégzésükkor, mint savak, sók és ioncserélt víz. A mérgező és környezetre káros anyagok használata és az alkalmazandó berendezések és műszerek jellemzői miatt a vizsgálatokat csak laboratóriumi körülmények között lehet elvégezni, ahol ezen vegyi anyagok használata és ártalmatlanítása engedélyezett és biztosítottak a vizsgálatok megbízható elvégzéséhez szükséges szervezeti, környezeti, műszaki és személyi feltételek (MSZ EN ISO/IEC 17025).

A fent említett hagyományos módszerek használata során felmerülő problémák elkerülése miatt a növény által felvehető tápanyagtartalom vizsgálatának egy másik lehetséges módja a spektroszkópiai módszerek (röntgen-fluoreszcencia spektrometria vagy az infravörös spektroszkópia) alkalmazása. E technikák gyorsabbak és alig, vagy nem igényelnek vegyi anyagokat és éppen ezért képesek gyors, megfizethető megoldást kínálni, továbbá akár terepi körülmények között is végrehajthatók (pl. infravörös spektroszkópia) (Viscarra *et al.* 2006, Cohen *et al.* 2005).

Az infravörös spektroszkópia a fény és a vizsgált minta molekuláinak kölcsönhatásán alapuló mérési technika. A különböző minták az eltérő kémiai összetételükből adódóan, különböző hullámhosszúságú infravörös sugárzást nyelnek el. Az abszorbeált sávokat

rögzítve egy olyan spektrumot kapunk, amely a különböző tulajdonságú minták esetén eltér egymástól és emiatt valószínűleg értékes információval bír. (Nocita et al. 2015).

A talaj reflektancia spektrumának gazdag információ tartalma lehetővé teszi, hogy egyetlen görbéből számos ásványtani, kémiai, és fizikai információt nyerjünk. Ezáltal lehetőség nyílik korrelációs analízisek elvégzésre a spektrum és az egyéb talajvizsgáló módszerek által kapott kémiai és fizikai paraméterek összevetésével. Pusztán a közeli-infravörös spektrumokból a legtöbb esetben nem lehetséges messzemenő következtetéseket levonni, szükség van a spektrum és valamely vizsgált tulajdonság közti összefüggés (korreláció) feltárására.

Ehhez olyan tudás elsajátító számítógépes módszerre (ún. machine learning) van szükség, amely megfelelően nagy mintasokaságra vonatkozóan tartalmaz spektrális adatokat és referencia értékeket olyan paraméterekre, amelyeket a jövőben becsülni kívánunk (Goodacre 2003).

A közeli infravörös spektroszkópia mint korrelatív gyorsvizsgálati módszer gyakorlati értékelése (Tóth et al. 2018):

A spektrumok és az egyéb módszerek által nyert releváns információk (pl. laboratóriumban mért Mg tartalom) kombinálása révén matematikai-statisztikai módszerekkel becslő modelleket lehet felállítani, amelyek segítségével az újonnan beérkező minták kérdéses tulajdonságai (pl. Mg tartalom) NIR-spektrumuk alapján becsülhetők (Soriano-Disla et al. 2014).

A talajtulajdonságok reflektancia spektrum alapú származtatása többváltozós kalibrációs eljárások alkalmazásával valósítható meg (Martens és Naes 1989).

A többváltozós kalibrációs eljárások alkalmazásának célja független változók (X-változók, pl. spektrális adatok) és függő változók (Y-változók, pl. talajparaméter értékek) közötti kvantitatív kapcsolat modellezése. Leggyakrabban lineáris regresszió alapú módszereket alkalmaznak (pl. Multiple Linear Regression (MLR) (Andrews, 1974), Stepwise Multiple Linear Regression (SMLR), Principal Component Regression (PCR) és a Partial Least Squares Regression (PLSR) (Geladi 1985, Stenberg et al. 2010)).

ANYAG ÉS MÓDSZER

Magyarországon 557 talajmintát vettünk kalibrálás céljából. A mintavételi helyszíneket *Minasny* és *McBratney* (2006) és *Roudier* és *Hedley* (2013) tanulmányai alapján választottuk ki. Olyan szempontokat vettünk figyelembe, mint a területhasználat, a talajtípus, a jellemző klíma, a hozzáférhetőség és a piaci érték.

Összesen 261 mintát vizsgáltunk a pH_{KCl} (ISO 10390:2005), a szerves szén (EN 15936:2012), a kicserélhető Mg (ISO 23470:2007) és a összes Ca-tartalom (ISO 18227:2014) tekintetében, illetve meghatároztuk az adott minták MIR és XRF spektrumát is Bruker Alpha és Panalytical Epsilon 3 spektrométerekkel. A 261 mintából 24-et az ún. visszatartó módszerrel („hold-out validation”) validáltunk, mivel ezek a minták megközelítőleg azonos helyszínről származnak, mint a kalibrációs adatok.

Az kalibrációs modelleket a WEKA software (Hall et al. 2009) és az ADAMS program (*Reutemann* és *Vanschoren* 2012) segítségével dolgoztuk ki. Az ADAMS egy információkezelési rendszer, amely korszerű adatbányászat, gépi tanuláson, statisztikai elemzésen és vizuális számítási technológiákon alapul. A gyakorlati alkalmazást megelőzően a kalibrációs adatokat megtisztítottuk a kiugró adatoktól egy „Mean-Absolute Error” (előrejelzési hibák abszolút értékének egyszerű számtani átlaga) kiugró adatok eltávolítását végző algoritmussal (*Savitzky* és *Golay* 1964). A többi minta segítségével pedig kiépítettük az kalibrációs modelleket úgy, hogy mintánként egy modell előrejelzését végeztük el. A kombinált MIR-XRF és a laboratóriumi vizsgálat eredményeinek összevetéséhez minden modellnél a Locally Weighted Learning PLS programot (*Vinzi et al.* 2010) és a Gauss eliminációs módszert (*Rasmussen* és *Williams* 2006) használtuk.

A SoilCares által alkalmazott kalibrációs modellek a MIR és XRF szenzorok spektrum adatait használják fel úgy, hogy az spektrum adatokat egyetlen eredménnyé „olvasztják össze”. Ez azt jelenti, hogy a szenzorok által közösen szolgáltatott spektrum adat jóval átfogóbb előrejelzést tud adni, mint amire az egyes szenzorok képesek lennének (*Elmenreich* 2002). Egy kalibrációs modell megalkotásához mindkét szenzor spektrum adatára, illetve referenciaként a laboratóriumi talajvizsgálatok eredményeire is szükség van.

A magyarországi talajminta eredmények különbségeinek illusztrálására mintánként három különböző kalibrációs modellt hoztunk létre az elérhető magyarországi

kalibrációs adatok 0%-ának, véletlenszerűen kiválasztott 50%-ának, illetve 100%-ának feltöltésével (kivéve a visszatartó módszerrel validált mintákat). Mindegyik modell teljesítményét a visszatartó módszer segítségével értékeltük. A teljesítmények közötti eltérések bemutatása céljából a talajok minőségi jellemzői közül négy paramétert választottunk ki. Két értékelési módszer kerül bemutatásra: r^2 , az előrejelzési és a valós értékek közötti egyezések mérésére, illetve az átlagos négyzetes eltérés statisztikai mutató (Root Mean Squared Error), ami a minták közötti eltérést, vagyis az előrejelzési hibát adja meg.

EREDMÉNYEK ÉS KÖVETKEZTETÉS

A kísérletben a minták szerves szén, összes kalcium, kicserélhető magnézium-tartalmát, illetve a kémhatását vizsgáltuk (pH-KCl). Az *1. táblázatban* látható, hogy a szerves szén, az összes kalcium-tartalom, illetve a kémhatás esetében az r^2 értéke több mint 0,95 már a magyarországi talajminták globális adatbázisba történő feltöltése előtt.

1. táblázat: Az előrejelzési modellek teljesítménye a 24 validációs minta függvényében

Table 1. Performance of the prediction models using the 24 validation samples

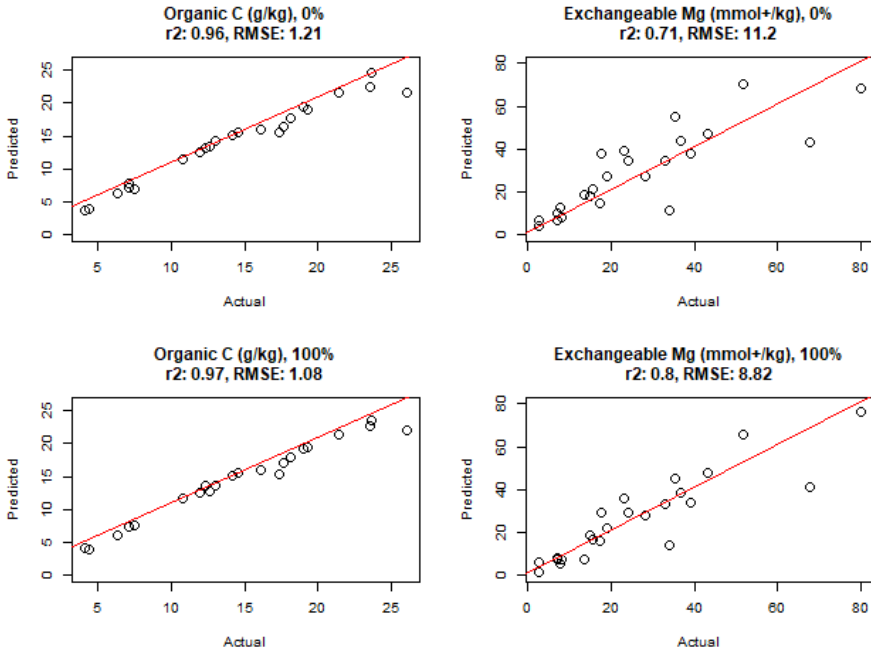
Magyar kalibrációs minták ⁽¹⁾	Szerves C ⁽²⁾ (g/kg)		Összes Ca ⁽³⁾ (g/kg)		Kicserélhető Mg ⁽⁴⁾ (mmol+/kg)		pH-KCl ⁽⁵⁾	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
0%	0,96	1,21	1,00	1,67	0,71	11,2	0,98	0,25
50%	0,97	1,11	1,00	1,58	0,79	9,10	0,98	0,25
100%	0,97	1,08	1,00	1,50	0,80	8,82	0,98	0,24

⁽¹⁾ Hungarian calibration samples, ⁽²⁾ Organic C, ⁽³⁾ Total Ca, ⁽⁴⁾ Exchangeable Mg, ⁽⁵⁾ pH-KCl

A magyarországi kalibrációs minták hozzáadásával az r^2 értékében egy kismértékű javulás tapasztalható. A kicserélhető magnézium eredményei elfogadhatóak, ám tisztán látszik, hogy a kalibrációs minták hozzáadása után lényegesen magasabb lett az r^2 érték.

Az *1. ábra* az kalibrációs modellek teljesítménybeli különbségeit mutatja a kalibrációs minták adatbázisba történő feltöltésének függvényében. Azok a modellek, amelyek r^2 értéke már eleve magas volt (>0,95), a magyarországi minták hozzáadását követően nem teljesítettek sokkal jobban, csak az átlagos négyzetes eltérés (RMSE) értéke

csökkent esetükben. A gyengébben teljesítő modelleknél viszont - mint például a kicserélhető magnézium – a helyi minták hozzáadása nagyobb hatással volt az r^2 és az RMSE értékeire.



1. ábra: A magyarországi kalibrációs minták adatbázisba történő feltöltésének (alsó ábrák) hatása a szerves szén (bal oldal) és a kicserélhető magnézium (jobb oldal) előrejelzési modelljeire (a regressziós egyenes piros vonallal jelölve).

Figure 1 The effect of uploading Hungarian calibration samples into the database (bottom diagrams) on the predictive models of organic carbon (left) and exchangeable magnesium (right) predictor (regression line marked by red line).

A kísérletben a minták szerves szén, teljes kalcium, kicserélhető magnézium-tartalmát, illetve a kémhatását vizsgáltuk. Az eredményekből kiderül, hogy a SoilCares globális adatbázisa elegendő információval rendelkezik más országok hasonló talajairól, hogy a négy talajtulajdonságot sikeresen megbecsülje attól függetlenül, hogy a magyarországi minták 0, 50 vagy 100%-a adtuk-e hozzá. A helyi minták adatbázisba

történő feltöltésével azonban az előrejelzési modell teljesítménye javult az olyan gyengébben teljesítő modellek esetében, mint a kicserélhető magnézium.

A további, összesen 557 db magyarországi minta globális adatbázisba történő feltöltését követően az előrejelzési modellek további javulása várható, mivel így beazonosíthatjuk a helyi körülmények jellemző hatásait. Ennek a munkának az eredménye 2018-ban fog megtörténni, mint ahogy az előrejelzési modellek több talaj tulajdonságra történő kibővítése is.

A Magyar Tápanyag-gazdálkodási Szaktanácsadó Rendszer (pl. MÉM-NAK, Pro Planta, 3RP) a hagyományos talajvizsgálati módszerek eredményei alapján számolja ki a kijuttatandó tápanyag mennyiségét. 2018-ban egy olyan tanulmány elvégzését tervezzük, amelyben összevetjük a SoilCares által kidolgozott és a hagyományos magyar talaj vizsgálati módszerek eredményeit. Ezzel az átváltással lehetővé válik a SoilCares eredményeinek használata a magyar szaktanácsadási rendszerben.

Az előzetes tanulmány eredményei alapján elmondható, hogy a SoilCares MIR/XRF szenzor technológiájával történő talajvizsgálati módszere ígéretes lehet a magyar gazdálkodók számára.

Routine soil testing in Hungary: perspectives of the use of Infrared and X-ray fluorescence sensor technology.

VIKTÓRIA DORKA-VONA¹, RENÁTÓ KALOCSAI¹, SAM SARJANT², ZSOLT GICZI¹, PETER VAN ERP², ATTILA KOVÁCS¹

¹Széchenyi István University, Faculty of Agricultural and Food Sciences, Department of Biosystems and Food Engineering

²AgroCares Research B.V., Wageningen, The Netherlands.

SUMMARY

One of the major challenges of using Mid-Infrared (MIR) and X-ray Fluorescence (XRF) sensor technology for routine soil testing is the collection of soil calibration samples, and derivation of reliable prediction models linking soil MIR/XRF spectra to

wet chemistry data of the samples. As of late 2017, the company SoilCares has prediction models based on a global soil calibration set consisting of about 11,000 calibration samples from 25 countries. In mid-2017, SoilCares started collecting 557 Hungarian soil samples from agricultural land and by December 2017 about 250 samples of these were analysed on MIR and XRF spectra for pH-KCl, organic carbon, total calcium and exchangeable Mg data.

A preliminary calibration and validation study was carried out to determine the performances of the pH-KCl, organic carbon (C), exchangeable magnesium (Mg), and total calcium (Ca) prediction models after addition of 0%, 50%, and 100% of 237 Hungarian samples to the global soil calibration database. Subsequently, the prediction models were validated using an independent validation set of 24 Hungarian soil samples.

The results show that the r^2 between the predicted and actual values is good ($r^2 > 0.9$) and prediction error is acceptable for organic C, pH-KCl, and total Ca. Performance of the Mg prediction models is sufficient but needs further improvement. It is expected that the performance of all prediction models will improve further when all 557 Hungarian calibration samples are added to the global soil calibration set. We conclude that Hungary is ready to use MIR/XRF sensor technology for routine soil testing.

Keywords: soil testing, sensor technology, calibration model, X-ray fluorescence, infrared spectroscopy

KÖSZÖNETNYÍLVÁNÍTÁS

A kutatást az EFOP-3.6.1-16-2016-00017 „Nemzetköziesítés, oktatói, kutatói és hallgatói utánpótlás megteremtése, a tudás és technológiai transzfer fejlesztése, mint az intelligens szakosodás eszközei a Széchenyi István Egyetemen“ projekt támogatta.

IRODALOM

Cohen, M.J.- Prenger, J.P.- DeBusk, WF. (2005): Visible–near infrared reflectance spectroscopy for rapid, nondestructive assessment of wetland soil quality. Journal of Environmental Quality. 34: 1422–1434.

Elmenreich, W. (2002): Sensor Fusion in Time-Triggered Systems. PhD thesis

- Geladi, P.- Kowalski, B. R.* (1985): Partial least squares regression: a tutorial. *Analytica Chimica Acta*. 185: 1-17.
- Goodacre, R.* (2003): Explanatory analysis of spectroscopic data using machine learning of simple, interpretable rules. *Vibrational Spectroscopy*. 32: 33-45.
- Hall, M. - Frank, E.- Holmes, G.- Pfahringer, B.- Reutemann, P.- Witten. I. H.* (2009): The WEKA data mining software: An update. *SIGKDD Explorations*. 11, (1) 10–18.
- Martens, H.- Naes, T.* (1989): *Multivariate Calibration*. John Wiley & Sons, Chichester, Egyesült Királyság, 419.
- Minasny, B. - Mcbratney, A.* (2006): A Conditioned Latin Hypercube Method for Sampling in the Presence of Ancillary Information. *Computers and Geosciences*. 32, 1378-1388.
- Nocita, M.- Stevens, A.- Wesemael, B.- Aitkenhead, M.- Bachmann, M.- Barthès, B.- Ben-Dor, E., Brown, D.- Clairotte, M., Csorba A.- Dardenne, P.- Dematté, JA.- Genot, V.- Guerrero, C.- Knadel, M.- Montanarella, L.- Noon, C.- Ramirez-Lopez, L.- Robertson, J.- Wetterlind, J.* (2015): *Soil Spectroscopy: An Alternative to Wet Chemistry for Soil Monitoring*. *Advances in Agronomy*. 132, 139-159.
- Rasmussen CE.- Williams, C.* (2006): *Gaussian Processes for Machine Learning*, the MIT Press, Massachusetts Institute of Technology.
- Rayment, G. E.- Lyons, D. J.* (1992): *Soil chemical methods – Australasia*. CSIRO Publishing
- Read, J. W.* (1921): Rapid dry combustion method for the simultaneous determination of soil organic matter and organic carbon. *Industrial and Engineering Chemistry*. 13: 305-307.
- Reutemann, P.- Vanschoren, J.* (2012): Scientific Workflow Management with ADAMS. *Proceedings of the Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases (ECML-PKDD), Part II, LNCS 7524*, 833–837.
- Roudier, P.- Hedley, C.B.* (2013): Smart sampling to assist on-farm nutrient management. In: *Accurate and efficient use of nutrients on farms (szerk: Currie, LD, Christensen, C L)*. Occasional Report No. 26. Fertilizer and Lime Research Centre, Massey University, Palmerston North, NZ.
- Savitzky, A.- Golay, M.J.E.* (1964): Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least-Squares Procedures. *Analytical Chemistry*. 36, 1627-1639.

Soriano-Disla, J. M.- Janik, L. J.- Viscarra Rossel, R. A.- Macdonald, L. M.- McLaughlin, M. J. (2014): The Performance of Visible, Near-, and Mid-Infrared Reflectance Spectroscopy for Prediction of Soil Physical, Chemical, and Biological Properties, *Applied Spectroscopy Reviews*. 49: 139-186.

Stenberg, B.- Viscarra Rossel, A.- Mouazen, A.- Wetterlind, J. (2010): Visible and near infrared spectroscopy in soil science. In: Sparks, D. L.: *Advances in Agronomy*. 107, 163 – 215.

Terhoeven-Urselmans, T.- Vedder, H.- van der Meer, R.- van Erp, P.J. (2015): ‘Affordable soil testing and advisory services for small holder farmers using infrared spectroscopy’, Presentation on the 4th Global Workshop on Proximal Soil Sensing 2015 “Sensing Soil Condition and Function”. 12-15 May 2015, Hangzhou, China.

Tóth T.- Bázár Gy.- Romvári R. (2018): A közeli infravörös spektroszkópia mint korrelatív gyorsvizsgáló módszer gyakorlati értékelése. *Állattenyésztés*. 3, 99-100.

Vinzi, V. E.- Trinchera, L.- Amato, S. (2010): PLS path modelling: From foundations to recent developments and open issues for model assessment and improvement, in *Handbook of Partial Least Squares: Concepts, Methods and Application*. In Vinzi, E., Chin, V., Henseler, W, J. Wang, H. (szerk.), Springer, Germany, 36, 47-82.

Viscarra Rossel, R.A.- Walvoort, D.J.J.- McBratney, A.B.- Janik, L.J.- Skjemstad, J.O. (2006): Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*. 131: 59–75.

A szerzők levélcíme – Address of the authors:

Dorka-Vona Viktória - Kalocsai Renátó - Giczi Zsolt - Kovács Attila

Széchenyi István Egyetem,

Mezőgazdaság- és Élelmiszertudományi Kar,

H-9200 Mosonmagyaróvár, Vár tér 2.

E-mail: viktorias.dorka-vona@csernozjom.com, kalocsai.renato@sze.hu,

giczi.zsolt@sze.hu, kovacs.attila@sze.hu

Sarjant Sam - van Erp Peter

AgroCares Research B.V., Nieuwe Kanaal 7C, 6709PA,

Wageningen, Hollandia

E-mail: sam.sarjant@soilcaresresearch.com,

peter.vanerp@soilcaresresearch.com