



COMMUNICATIONES
ARCHÆOLOGICÆ
HUNGARIÆ

2019

COMMUNICATIONES
ARCHÆOLOGICÆ
HUNGARICÆ

2019

Magyar Nemzeti Múzeum
Budapest 2021

Főszerkesztő

†FODOR ISTVÁN

Szerkesztők

BÁRÁNY ANNAMÁRIA, SZENTHE GERGELY, TARBAY JÁNOS GÁBOR

A szerkesztőbizottság tagjai

T. BIRÓ KATALIN, LÁNG ORSOLYA, MORDOVIN MAXIM

Szerkesztőség

Magyar Nemzeti Múzeum Régészeti Tár
H-1088, Budapest, Múzeum krt. 14–16.

Szakmai lektorok

Bartus Dávid, Bödőcs András, T. Biró Katalin, Csiky Gergely, Gáll Erwin, Jankovits Katalin,
Lőrinczy Gábor, Mordovin Maxim, Mráv Zsolt, Ritoók Ágnes, Szenthe Gergely, Tomka Gábor

© A szerzők és a Magyar Nemzeti Múzeum

Minden jog fenntartva. Jelen kötetet, illetve annak részeit tilos reprodukálni,
adatrögzítő rendszerben tárolni, bármilyen formában vagy eszközzel közölni
a Magyar Nemzeti Múzeum engedélye nélkül.

HU ISSN 0231-133X

Felelős kiadó

Varga Benedek főigazgató

TARTALOM – INDEX

MESTERHÁZY Gábor	Prediktív régészeti modellezés eredményeinek fejlesztése	5
	Improving the quality of archaeological predictive models	29
ILON Gábor	Halomsíros kocsimodell töredéke Mesterházáról (Nyugat-Magyarország, Vas megye)	31
	Fragment of a Tumulus culture wagon model from Mesterháza (Western Transdanubia, Vas county)	38
Gábor János TARBAY	New Late Bronze Age helmet cheek guard and an “arm guard” from Transdanubia	39
	Új késő bronzkori sisak arcvédő lemez és egy „alkarvédő” a Dunántúlról	50
SZABADVÁRY Tamás – TARBAY János Gábor – Soós Bence – MOZGAI Viktória – PALLAG Márta	Az Enea Lanfranconi-hagyaték régészeti és numizmatikai vonatkozású anyaga a Magyar Nemzeti Múzeum gyűjteményeiben	51
	The archaeological and numismatic material of the Enea Lanfranconi bequest in the collections of the Hungarian National Museum	105
Melinda SZABÓ	Free-born <i>negotiatores</i> in Scarbantia	107
	Szabad születésű <i>negotiatores</i> Scarbantiában	113
Bence GULYÁS	“Armour fragment” from the Szentes-Lapistó early Avar period burial – Data for saddle types of the Early Avar Age Transtisza region	115
	„Páncéltöredék” a szentes-lapistói kora avar kori temetkezésből – adatok a kora avar kori Tiszántúl nyeregtípusaihoz	123
KISS Csaba Kálmán	Avar temető Tolna-Mözs határában	127
	Awarisches Gräberfeld in der Gemarkung von Tolna-Mözs	149
FÜLÖP Réka	A marosgombási honfoglalás kori gyöngyök tipokronológiai és technikatörténeti vizsgálata	151
	Typochronological and technical-historical analysis of the 10 th –11 th -Century beads of Marosgombás	167
MAGYAR Eszter	Egy Árpád-kor végi kerámiaegyüttes a budai Csónak utcából	169
	A ceramic assemblage in the Csónak Street in Buda from the end of the Árpadian Age	182

KOVÁCS Bianka Gina	A gesztesi kisvár és leletanyaga	183
	The “small castle” of Gesztes and its finds	205
RAKONCZAY Rita	„Ókályhákbul rakatván...” – fűtés Csábrág várában a 18. században	207
	„Aus den Altkacheln gebaut...” Zur Beheizung der Burg Čabrad’ im 18. Jahrhundert	226

RECENSIONES

Kamil NOWAK	Overbeck, Michael: Die Gießformen in West- und Süddeutschland (Saarland, Rheinland-Pfalz, Hessen, Baden-Württemberg, Bayern) mit einem Beitrag von Jockenhövel, Albrecht: Alt-europäische Gräber der Kupferzeit, Bronzezeit und Älteren Eisenzeit mit Beigaben aus dem Gießereiwesen (Gießformen, Düsen, Tiegel)	229
SZABÓ Géza	Castelluccia, Manuel: Transcaucasian Bronze Belts	233

PREDIKTÍV RÉGÉSZETI MODELLEZÉS EREDMÉNYEINEK FEJLESZTÉSE

MESTERHÁZY Gábor*

Jelen tanulmány arra keres választ, hogy a prediktív régészeti modellek eredményei miként fejleszthetők, javíthatók újabb adatforrások vagy pontosabb térbeli adatok bevonásával. Azonos modellezési folyamat és paraméterek mellett a Polgár környéki mintaterületen a szakirodalmi és új terepbejárásokon alapuló régészeti adatok, valamint az „emberi faktor” bevonásának hatását vizsgáltam.

This study examines how the results of predictive archaeological models can be improved with the integration of new or more accurate spatial datasets. Based on a study area near Polgár (NE Hungary) I have investigated the results of the application of data of the registered site database and of new field surveys, and the issue, how the „human factor” effected the model’s performance in case of the same modelling process and parameters.

Kulcsszavak: prediktív modell, térinformatika, legkisebb költségű úthálózat

Keywords: predictive modelling, GIS, least-cost path network

Bevezetés

Definíció szerint a régészeti prediktív modellek „egy térségben a régészeti lelőhelyek és leletek helyszínét próbálják meghatározni mintavételezés, vagy az emberi viselkedés alapvető jellegzetességeit felhasználva” (Kohler, Parker 1986; Verhagen 2007, 13). Azaz a modellezés célja, hogy a rendelkezésre álló régészeti, természetföldrajzi és kulturális adatok, tényezők alapján előrejelzést adjon a régészeti lelőhelyek várható elkerülési helyéről. E definíció kellőképpen tág, hogy a természetföldrajzi környezet egy-egy elemének vizsgálata (pl.: vízrajzi modellezés) is prediktív modellnek legyen tekinthető. Ebből kifolyólag jelen tanulmányban a prediktív modelleket, mint „a régészeti lelőhelyek várható helyét több környezeti tényezőn alapuló térinformatikai és geostatistikai elemzésekkel elvégzett komplex előrejelzésnek” tekintem (Mesterházy, Stibrányi 2011).

A modellek többsége két feltevésen alapul. Egyrészt az emberi megtelepedések helyszínének kiválasztását nagyban befolyásolták a természeti környezet egyes jellemzői, másrészt ezek a környezeti tényezők, melyek a megtelepedés helyének kiválasztását meghatározták, legalább indirekt módon megjelennek a modern térképeken (Warren, Asch 2000, 6–7). Ennélfogva az emberi megtelepedés a tájban nem véletlenszerű, és az eddig előkerült lelőhelyek szóródása természeti és kulturális eredők mentén

modellezhető. Így térinformatikai és geostatistikai elemzésekkel kiszűrhetők azok a helyszínek, ahol a lelőhely(ek) előfordulásának valószínűsége magas, illetve alacsony.

2011 óta a Kulturális Örökségvédelmi Szakszolgálat keretei között kezdtük meg, majd annak jogutódjaiban folytattuk a prediktív régészeti modellek hazai adoptálását. A kutatás kezdeti fázisában elsősorban ezek alkalmazhatóságát vizsgáltuk három Fejér megyei mintaterület, a Sárréti kistáj (366 km²), a Sárvíz völgy (624 km²) és Perkáta térsége (295 km²) alapján. A Sárvíz-völgy és a Sárréti kistáj területén a modellek egymással párhuzamosan készültek és területük Székesfehérvár térségében részben átfedte egymást, míg a Perkáta térségét vizsgáló modellt később, a korábbi tapasztalatok birtokában fejlesztettük. Ezt követően készült el a Sárvíz-völgy LIDAR felmérésen alapuló modellváltozata (Mesterházy, Stibrányi 2011; Mesterházy et al. 2017; Padányi-Gulyás et al. 2014; Stibrányi et al. 2012).

A modellezések során eltérő környezeti feltételek mellett eltérő pontosságú régészeti adatokkal dolgozhattunk (Padányi-Gulyás et al. 2014; Mesterházy et al. 2017), melynek eredményeképpen megállapíthattuk, hogy a) a településhálózat azonos szintjén érdemes a modellezést elvégezni; b) a római és középkori nagyobb települések/városok torzítják; c) a finomabb időbeli felbontású régészeti lelőhelyadatok

* Várkapitányság Nonprofit Zrt., H-1113 Budapest, Daróci u. 3.; e-mail: gabor.mesterhazy@gmail.com

javítják; d) részletesebb domborzatmodellek pontosítják a modellezési eredményeket.

Prediktív régészeti modellezés Polgár térségében

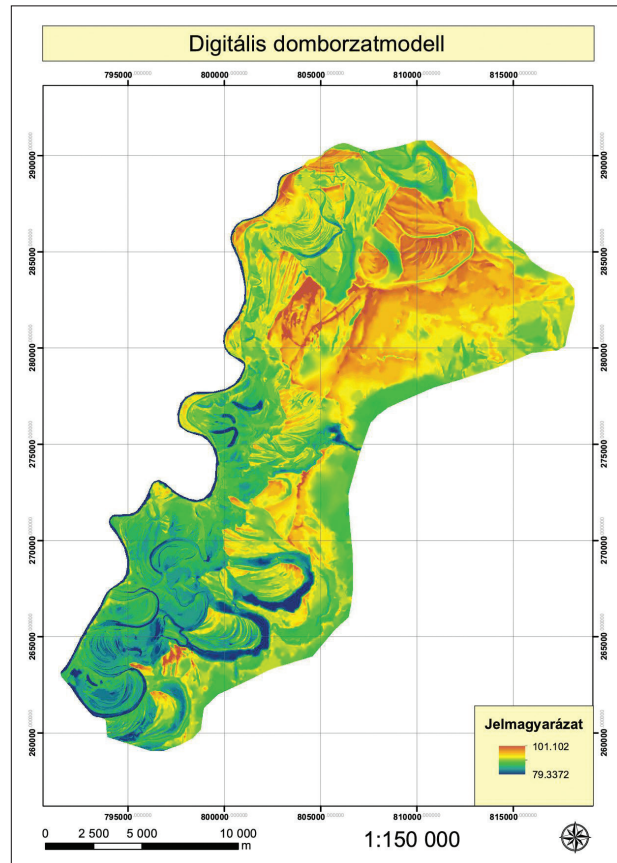
A modellezés 350 km²-es mintaterülete Tiszagyulához és Tiszacsege között a Tisza bal partja és a Hortobágy egykori vízjárta területei között, a Borsodi-ártér és a Hortobágy kistáj területén található. A kis átlagos reliefű, egyhangú felszínű tökéletes síkságot a Tisza menti buckavonulatok, egykori Tisza medrek, morotvák és folyóhátak tagolják (Dövényi 2010, 155–156, 182–183) (1. kép).

Jelen tanulmány elsősorban azt veszi górcső alá, hogy e mintaterületen azonos modellezési módszerrel milyen változások érhetőek el pontosabb térbeli és időbeli felbontású leőhelyállománnyal és milyen hatása van az emberi tényező prediktív modellezésbe építésének. Ezzel párhuzamosan a síkvidéki környezetben eredményes modellezéshez szükséges adatok köre is meghatározásra került.

A modellezés folyamata, a bizonyítékok súlya módszer

A vizsgálat alapvető célja régészeti kontextusban, hogy matematikai alapokon nyugvó ún. bizonyítékokat szolgáltatson az ismert leőhelyek és az egyes bizonyító fedvények közötti térbeli kapcsolat mértékére. Jelen fejezet részben a Don Sawatzky, Gary Raines és Graeme Bonham-Carter által kifejlesztett és a Campinasi Egyetemen (Brazília) Carlos Roberto de Souza Filho professzor és kutatócsoportja által továbbfejlesztett és modellezéshez használt ArcGIS szoftverbe írt ArcSDM program lépéseit tekintjük át a modellezés főbb lépéseinek ismertetésével (Ford et al. 2009; Sawatzky et al. 2010; Schmitt 2010).

A modellezés első lépéseként régészeti leőhelyek területén belül pontokat, ún. tanulópontokat (*training points*) helyezünk el valamilyen algoritmus alapján, melyek a régészeti leőhelyek térszínválasztását reprezentálják. Ezt követően ún. bizonyító fedvényeket (*evidential themes*) választunk ki, melyek kapcsán valószínűsíthető, hogy azok kapcsolatban vannak, illetve befolyásolják az emberi megtelepedések térszínválasztását. A lejtőkategória, kiettség, víztől való távolság térképek jellemzően alkalmazott mintapéldák lehetnek, e raszteres állományok minden esetben kategóriákra osztottak. Ezt követően egy előzetes valószínűségi érték (*prior probability*) számítása történik meg a tanulópontok számának és kutatási terület méretének hányadosá-



1. kép A vizsgált terület domborzatmodellje
Fig. 1 Digital Elevation Model of the study area

ból, hogy mérhető legyen a tanulópontok véletlenszerű szóródásának valószínűsége (priori, előzetes valószínűségi érték).

A tanulópontok (régészeti leőhelyek) és a bizonyító fedvények egyes kategóriái közötti kapcsolat kifejezésére súlypárok (W+, W-) határozhatóak meg. Ha például több tanulópont fordul elő egy adott talajtípuson, mint egyébként véletlenszerűen kellene, akkor a W+ értéke pozitív lesz és a W- értéke negatív. Ha azonban fordított a helyzet és kevesebb tanítópont fordul elő, mint kellene, akkor negatív W+ értékre és pozitív W- értékre számíthatunk. Ennél fogva a pozitív W+ érték arra mutat, hogy kapcsolat van a két bevitt adat – régészeti leőhelyek, adott talajtípus – között, azaz a régészeti leőhelyek előfordulása az adott talajtípuson magasabb a véletlenszerűnél. Míg a pozitív W- érték a kapcsolat hiányára utal, a régészeti leőhelyek a véletlenszerűnél alacsonyabb mértékben jelentkeznek. E két érték különbségét számítva, meghatározható a kapcsolat súlya, mértéke. Azaz magas (pozitív) kontraszt (C) érték a jó előrejelző kategóriákat emeli ki, míg az alacsony (negatív) kontraszt érték a nem előrejelző kategóriá-

kat határozza meg. A 0 körüli értékek a semleges, jellemző kapcsolat nélküli kategóriákat emelik ki. Ezt követően a kontraszt értékét Student-féle t-próbának vetik alá, hogy előbbi bizonytalansága mérhető legyen. A vizsgálat eredményeit, azaz egyes bizonyító fedvények kategóriáinak előrejelző mértékét, dbf kiterjesztésű fájlban kapjuk meg bizonyító fedvény és tanulópont állomány felosztásban, melyet súlytáblázatnak nevezünk.

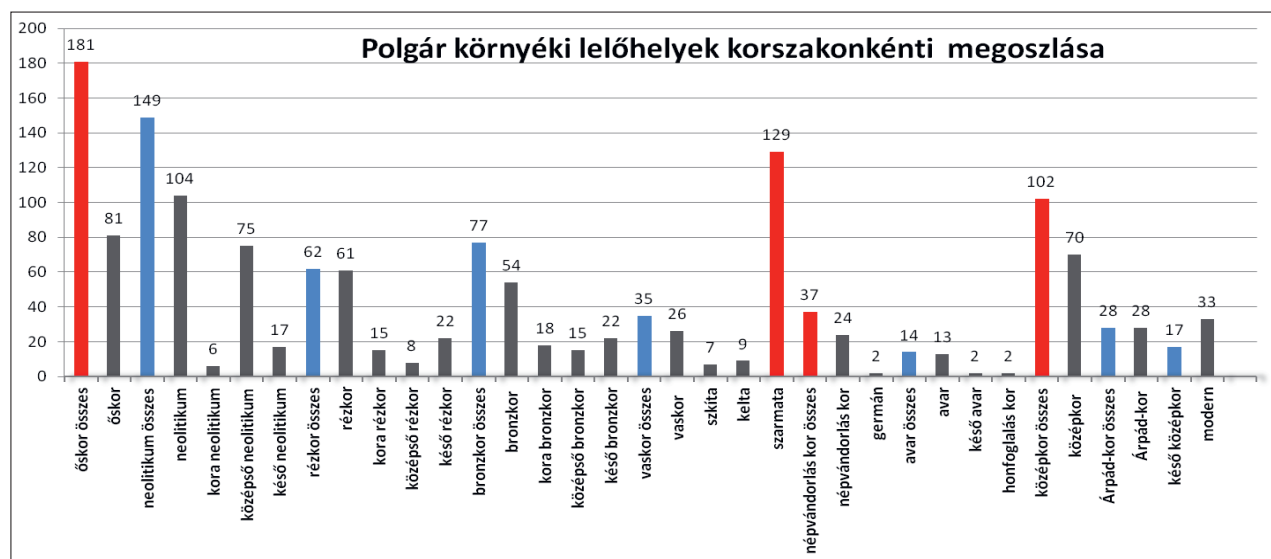
A különböző bizonyító fedvények kategóriáihoz hozzárendelt súlyértékek a bizonyítékok (súlytáblázatok) alapján összegzésre kerülnek a modellezési terület minden egyes elemén (pixel) és ezek alapján a vizsgálati terület minden pontjában egy utólagos valószínűségi érték (*posterior probability*) kerül meghatározásra. E 0 és 1 közötti intervallumban mozgó értékeket az emberi megtelepedés valószínűségét jelző négy kategóriába (nagyon alacsony, alacsony, közepes, magas) kerülnek újraosztályozásra. A modellezés végeredményét jelentős módon befolyásoló, az előrejelző (közepes és magas) és nem előrejelző (nagyon alacsony és alacsony) kategóriák közötti határ minden esetben az előzetes valószínűségi érték volt. Ennek célja, hogy a nem előrejelző zónába kerüljenek biztosan azok a területek, ahol a véletlenszerűen alacsonyabb utólagos valószínűségi értékeket kaptunk. A belső határokat (közepes–magas és nagyon alacsony–alacsony) személyes tapasztalat alapján állapítottam meg, figyelembe véve a régészetileg leginkább és legkevés-

bé érintett területek pontosabb lehatárolását.

Ahhoz, hogy a régészeti lelőhelyek megjelenésének valószínűsége ábrázolhatóvá váljon érdemes részleteiben áttekinteni az előzetes (*priori*) és az utólagos (*posteriori*) valószínűségi értékek fogalmát, szerepét. Ezek a viszonyszámok a tanulópontok (régészeti lelőhelyek) és fedvények (emberi megtelepedés környezeti és társadalmi aspektusai) közötti kapcsolatot fejezik ki. A priori valószínűség értéke megegyezik a tanulópontok számának és a modellezési terület méretének hányadosával. A különbségértékek (C) meghatározásával azonban már bizonyítékokkal rendelkezünk a tanulópontok és a bizonyító fedvények közötti kapcsolatra. Az ekkor számítandó utólagos (*posteriori*) valószínűség értéke az egyes fedvények súlyainak (W_+ , W_-) és a priori valószínűségi érték logaritmusának összege. Így ahol e különbségértékek/súlyok összege pozitív, ott a posteriori értékek magasabbak a priorinál, és megmutatják azokat a területeket, ahol további régészeti lelőhelyek előfordulása valószínűsíthető.

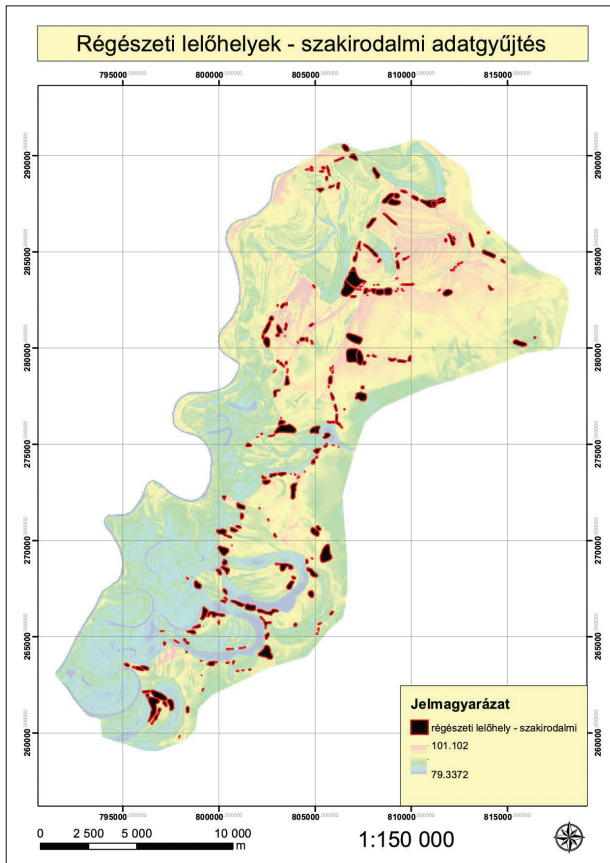
A felhasznált régészeti adatok

A régészeti adatok két forrásból származtak, egyrészt a szakirodalmi adatokkal javított közhiteles nyilvántartásból, másrészt új, egységes szemléletű terepbejárásokból. A feldolgozás során az első szinten (korok) helyezkedett el az őskor, szarmata kor, népvándorlás kor és középkor. A második szinten

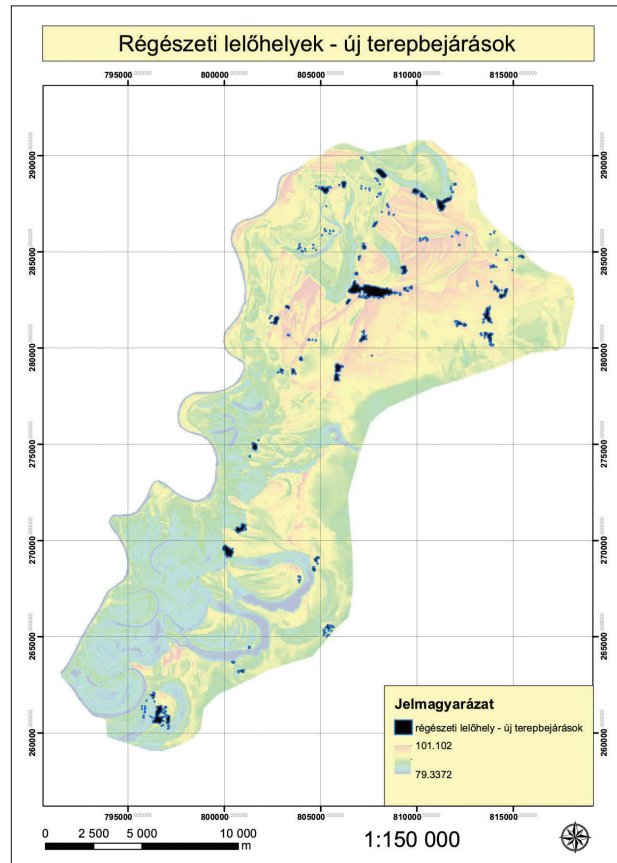


2. kép A szakirodalmi adatgyűjtés lelőhelyeinek korszakos megoszlása (1. szint: piros; 2. szint: kék; 3. szint: szürke – befoglaló kategóriák)

Fig. 2 Periodical distribution of literature-based archaeological database (1st level: red; 2nd level: blue; 3rd level: grey – higher levels are summarizing lower level site counts)



3. kép A szakmai adatgyűjtés lelőhely-állománya
Fig. 3 Spatial distribution of literature-based archaeological database



4. kép Az új terepbejárások lelőhely-állománya
Fig. 4 Archaeological site database based on new field surveys (2012–2015)

(korszakok) a neolitikum, rézkor, bronzkor, vaskor, szarmata kor, avar kor, Árpád-kor és késő középkor. Míg a harmadik szinten (periódusok) minden ennél finomabb időbeli besorolás, mint például kora, középső vagy késő Árpád-kor.

A szakirodalmi adatbázis esetében a kiindulópontot a központi nyilvántartás régészeti lelőhely poligonjai jelentették a vizsgálathoz, melyek pontosabb korszakolását szakirodalmi kutatás segítette. A déli területre ezen Füzesi András szakdolgozati terepbejárás adatai egészítettek ki (Füzesi 2009). Ezen adatok mellett az M3-as autópálya építését megelőző, 1992–93 között végzett terepbejárás adatai újrahatározására is sor került. E gyűjtésből összesen 233 téradattal rendelkező, illetve további 31 téradat nélküli lelőhely vált ismertté. A lelőhelyek kiterjedésén belül nincs ismeretünk az egyes korszakok térbeli és mennyiségi megoszlására (2–3. kép).

Az új terepbejárások egységes módszertani keretek között zajlottak 2012–2015 között, melynek során egy 100×100 méteres virtuális négyzethálóban a terepbejárást egymással párhuzamos, 20–25 méte-

res sávokban, észak-déli vagy kelet-nyugati tengely mentén végeztük el a kutatási területen. A felszínen jelentkező minden régészeti korú lelet (kerámia, épülettörmelék, látható jelenségek) térbeli helyzetét rögzítettük kézi GPS készülékkel, a leleteket pedig az alapul szolgáló 100×100 m-es egységek szerint csomagoltuk el az egyes terepbejárás sávokban. Egy sávon gyűjtött leletanyag így egy 25×100 méteres területet „reprezentált”, az adatokból a leletanyag szóródásának intenzitás-térképe állítható elő (Mesterházy 2013).

A terepbejárások során elsősorban az északi, Polgár-szigeten (Sümei et al. 2005) található lelőhelyek vizsgálatát végeztük el, mert a szakirodalmi adatgyűjtés alapján itt jelentkeztek nagyobb bizonytalanságok a régészeti lelőhelyek kiterjedésében és datálásában. A terepi munka során összesen 88 ismert régészeti lelőhely területét vizsgáltuk meg és pontosítottuk a kiterjedésüket, ami az ismert lelőhely-állomány közel 38%-a. További 17 új lelőhely azonosítása történt meg. A terepi munka során összesen 17228 kerámia- és kőtöredéket gyűjtöttünk össze a

fent említett, illetve további, mintegy 1300 darabot egyéb módszertan alkalmazása során.¹

A gyűjtött leletanyag megoszlását tekintve kiemelkednek darabszámban az őskori (20,7%) és késő neolitikumból (18,3%) származó töredékek, hangsúlyos továbbá a neolitikum (7,6%), középső neolitikum (9,42%), bronzkor (7,1%), szarmata kor (5,2%) és az Árpád-kor (10,4%) darabszáma. A további korszakok, periódusok (2–3. szint) darabszáma, súlya jellemzően a teljes gyűjtött anyag 0–3%-át éri el. Kiemelendő a rézkor, vaskor, gepidák, avar kor és a késő középkor leletanyagának alacsony darab- és sávszáma, amely jól mutatja az egyes korszakok terepi azonosíthatóságát, illetve a terepbejárási anyagok pontos keltezési lehetőségeit (4–5. kép).

	<i>szakirodalmi adatok</i>	<i>új terepbejárások</i>
<i>neolitikum</i>	758	871
<i>rézkor</i>	340	323
<i>bronzkor</i>	493	730
<i>vaskor</i>	293	566
<i>szarmata kor</i>	773	944
<i>avar kor</i>	140	289
<i>Árpád-kor</i>	352	752
<i>késő középkor</i>	205	473
<i>összesen</i>	3354	4948

5. kép Tanulópontok korszakos megoszlása a szakirodalmi és az új terepbejárások esetén
Fig. 5 Distribution of training points based on literature research and new field surveys

A prediktív modellezéshez az egyes modellezett korszakok szerinti bontásban leválogatásra került minden olyan sáv, amely az adott korszak leletanyagát tartalmazta. Ezt követően a terepbejárás alapegységét jelentő 100×25 méteres sávok mindegyikében leválogattam a leletek által „érintett” sávrészeket a pontosabb térbeli meghatározás érdekében. Ennek során a 100×25 méteres sávok közvetlen környezetében lévő régészeti leleteket jelző pontokat kijelölve, azok köré 30 méteres puffer zónát szerkesztettem. Ezeket korszakonként egyesítettem, a kisméretű belső „lyukakat” megszüntettem és az összevont poligonok határvonalait simítottam. Figyelembe véve a terepbejárás 20–25 méteres sávtávolságát, a 30 méteres pufferzóna biztosította az egymás melletti sávokban megjelenő azonos korszakú leletek egybefüggő térbeli kiterjedésének lehatárolását. Az így

létrejövő korszakos lelőhely-kiterjedések segítségével kijelöltem a tájban azokat a területeket, ahol az adott korszak régészeti leletanyaga előkerült, tehát azok az adott időszakban feltételezhetően használatban voltak. E területkijelölési rendszer előnye, hogy a lelet nélküli sávrészek nem kerültek be a korszak szerinti lelőhely-kiterjedések közé, így az azonosított leletszóródás térbeli lehatárolása is pontosabbá vált.

A régészeti adatgyűjtések alapján legnagyobb számban őskori lelőhelyeket ismerünk a vizsgálati területről, melyek döntő többségén a neolitikum valamely periódusa is megtalálható. A rézkori és bronzkori lelőhelyek hasonló számarányban jelentkeztek (~60 lelőhely), míg a vaskor időszakára már jelentősen csökken az ismert lelőhelyek száma. A finomabb időbeli bontás (3. szint – periódusok) megjelenése is szórványossá válik a neolitikumot követően.

A szarmata korból ismét nagyszámú lelőhelyről van adatunk, azonban jelentős visszaesés tapasztalható a népvándorlás korában. A középkori lelőhelyek számaránya a szarmata kort közelíti, ugyanakkor ezek döntő többségén sem ismerünk finomabb korszakolást. A fenti adatok alapján régészeti lelőhelyek döntő többsége több korszakban lakott. A 2. szintű korszakos adattal rendelkező régészeti lelőhelyekre (188 db) átlagosan 2,53 korszak jutott.

A bizonyítékok súlya módszer a régészeti lelőhelyek pontszerű térinformatikai megjelenítését kívánja meg (Sawatzky et al. 2010). A szakirodalmi adatgyűjtés esetén az ismert régészeti lelőhely, míg az új terepbejárások esetén a korszakos lelőhely kiterjedések poligonjain belül helyeztem el véletlenszerűen pontokat. A saját fejlesztésű képlet célja, hogy a modellezéshez használt ArcSDM szoftver ajánlásainak megfelelően kistáji vagy mikroregionális léptékben a tanulópont-állományt 1000 alatt tartsa (Sawatzky et al. 2010, 17), egyúttal ugyanakkor a lelőhelyeket kisebb mértékben a leletintenzitás, nagyobb mértékben kiterjedésük alapján differenciálja: ahol $a =$ poligon mérete [m^2] – régészeti lelőhely vagy korszakos lelőhely, $b =$ egységben gyűjtött kerámia száma (új terepbejárások esetén leletintenzitás figyelembe vételére).

Fontos rámutatni arra, hogy a szakirodalmi adatgyűjtés eredményeként rendelkezésre álló poligonok esetében nincs ismeretünk az egyes korszakok pontos térbeli elterjedéséről. A tanulópontok véletlenszerű elhelyezésekor ezért igen valószínű, hogy olyan helyre is kerültek tanulópontok, melyek a modellezendő korszakban nem voltak „lakottak”. Az adatbázis fent említett jellemzőinek ismeretében ezt a hibalehetőséget nem lehet kiszűrni.

Az új terepbejárások kapcsán azonban tanulóponatok csak az adott korszakba tartozó leletek környékén fordulhatnak elő. A modellezés során használandó eltérő pontállományok így lehetőséget nyújtanak arra, hogy számarányokkal legyen kifejezhető a régészeti adatok pontosságából fakadó teljesítményváltozás a prediktív modellekben.

Mindegyik pontállományt a neolitikum, rézkor, bronzkor, vaskor, szarmata kor, avar kor, Árpád-kor és késő középkor emlékményeit tartalmazó poligonokon belül helyeztem el, amely összesen 16 shapefájlt eredményezett (5. kép).

Bizonyító fedvények kiválasztása

A bizonyító fedvények olyan raszteres térinformatikai állományok, melyek az emberi megtelepedést befolyásoló tényezőket ábrázolják. Ezek éppúgy bemutatják a természetföldrajzi környezet egy szeletét, mint az adott korszak társadalmi vagy kulturális aspektusait. Az ArcSDM program alkalmazása során a bizonyító fedvényeken jelentkező adatokat maximum 8–10 kategóriába szükséges sorolni. Ezek tesztelése és kiválasztása során tekintettel kellett lenni a bizonyítékok súlya módszer egyik alapfeltevésére is, miszerint a bizonyító fedvényeknek egymástól függetlennek kell lennie (Sawatzky et al. 2010).

A korábbi modellezések során hazai környezetben alkalmazott fedvények mellett további lehetséges bizonyító fedvények tesztelése a síkvidéki környezetben is haszonnal alkalmazható fedvények meghatározását célozta. E rétegek egy részében kiemelt szerepe van a digitális domborzatmodellnek, ami ezen alföldi jellegű területen a kisméretű magasságkülönbségek miatt igen egyöntetű eredményeket hozott az alkalmazott algoritmus ellenére. A digitális domborzatmodellt az 1:10000-es topográfiai térképek szintvonalaiából ArcGIS szoftverkörnyezetben a Topo to Raster parancs segítségével készült.

Ebből következően a lehetséges bizonyító fedvények egy részéről már a tesztelés megkezdésekor feltételezhető volt, hogy az nem fogja teljesíteni az egymástól független adatok kitételét. A talajtani, földtani, kitétségi és legkisebb költségű úthálózatból származó bizonyító fedvények ebből a szempontból kiemelt helyzetben voltak.

A lejtőkategóriák (Burrough, McDonell 1998) lényegében csak a magaspontok meghatározására voltak alkalmasak, a modellezési terület legalább 90%-a a valósággal megegyezően sík területként jelentkezett, így elvetésre került. Hasonlóan lé-

nyegi különbségek nélküli eredményeket hozott az égboltiláthatóság (*Sky View Factor*; Boehner, Antonic 2009) (98,2–100% közötti intervallum) és a hőterhelés (*Heat Load Index*; Evans et al. 2018) állománya, ahol csak a mélyebb meanderekben és kiemelkedő hátakon jelentkezett elenyésző különbség. A szelesség (*Wind Effect/Leeward Index*; Boehner, Antonic 2009) meghatározása is nagyrészt hasonló eredményekkel járt, figyelembe véve, hogy ebben az esetben még az uralkodó szélirány ismerete sem volt biztosított. A felszíninformák meghatározása során az újonnan tesztelt algoritmus négy zónára (*Topographic Position Index*; Jenness 2006a), míg a korábban használt algoritmus 10 (*Landform Classification*; Jenness 2006a) zónára osztotta a tájat. A vízesség (*Wetness Index*; Sørensen et al. 2006) és a nedvesség (*Compound Topographic Index*; Evans et al. 2018) index fedvényei döntően csak a skálájukban mutattak eltérő értékeket. A legkisebb költségű úthálózat elvi gerinchálózatához hét perc alatt (~500 méter domborzattól függően) megtehető zónákat határoztam meg (GRASS GIS r.cost: Neteler, Mitasova 2008; Mesterházy 2017).

A modellezéshez felhasználandó bizonyító fedvények függetlenségét (Snedecor, Cochran 1986; Bonham-Carter 1994; Agterberg, Cheng 2002; Nykänen, Salmirinne 2007) az ArcGIS szoftver *Band Collection Statistics* parancsával vizsgáltam meg. A korrelációs mátrix páronként vizsgálja a fedvények közötti kapcsolat mértékét, melynek során a két fedvényen lévő cellákat egyesével vizsgálva keresi az azonos értékek megjelenését. A korreláció értéke egy mértékegység nélküli szám az [-1;1] intervallumon. A jelen a vizsgálat során szubjektív módon a [-0.2;0.2] intervallum értékeit tekintettem függetlennek, amely egyrészt az adatok előzetes áttekintése után az optimális 5–8 bizonyító fedvény kiválasztását tette lehetővé, másrészt a több esetben domborzatmodellen alapuló, vagy azzal kapcsolatot mutató fedvények között mégis lehetővé tett kisméretű átfedést. A korrelációs mátrix (6. kép), megerősítette a vizuális „benyomásokat” és egy manuális folyamat során kerültek kiszűrésére az egymással szoros kapcsolatot mutató fedvények a vonatkozó értékek alapján.

A két felszíninformát ábrázoló fedvény között nagyarányú egyezés állt fenn, a 10 kategóriás változatot választottam ki nagyobb részletessége miatt. Mindkét felszínmozgalmassági (*Surface Roughness*; Jenness et al.), a szelességi, rögzösségi (*Melton Ruggedness Index*; Melton 1965; *Terrain Ruggedness Index*; Riley

	réteg- szám	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
felszínformák – 4 kat.	1	1														
felszínformák – 10 kat.	2	0,77	1													
felszínmozgalmasság 100 m	3	0,845	0,58	1												
felszínmozgalmasság 500 m	4	0,35	0,27	0,17	1											
földtan	5	0,01	0,03	0,02	0,03	1										
hőterhelés	6	0,01	-0,01	0,01	0,04	-0,07	1									
kitettség	7	0	-0,01	0,01	0,02	-0,04	0,64	1								
legkisebb költségű úthálózat	8	0,02	0,03	0,04	0,18	-0,1	0,06	0,04	1							
lejtőkategória	9	-0,02	-0,06	0,01	0,12	-0,13	0,15	0,07	0,12	1						
nedvességi index	10	-0,25	-0,23	-0,2	-0,13	0,18	-0,18	-0,04	-0,14	-0,25	1					
rögösség 1	11	0,05	-0,01	0,03	0,11	-0,18	0,22	0,05	0,14	0,54	-0,62	1				
rögösség 2	12	-0,23	-0,34	-0,28	0,01	-0,18	0,18	0,06	0,09	0,5	-0,28	0,62	1			
szelesség	13	0,49	0,53	0,33	0,15	0,05	-0,33	-0,28	-0,1	-0,12	-0,12	-0,06	-0,31	1		
talajtan	14	0	-0,01	-0,02	-0,09	0,19	-0,02	-0,02	-0,16	-0,16	0,1	-0,15	-0,15	-0,02	1	
vízesség	15	-0,07	-0,03	-0,03	-0,07	0,15	-0,22	-0,02	-0,09	-0,16	0,69	-0,69	-0,45	0	0,09	1

6. kép A bizonyító fedvények korrelációs mátrixa, szürkével kiemelve a túlzott azonosság értékeit. A bizonyító fedvények neve és azonosítószáma az első két oszlopban található. A fedvényekre utaló azonosítószám soronként és oszloponként azonos, két fedvény korrelációs értéke adott sor és oszlop metszésében azonosítható

Fig. 6 Correlation matrix of evidential themes, large correlations are highlighted with grey. The name of evidential themes and their identification number can be found in the first two columns. The identification number is identical in the headlines and in the second column. Correlation value of two evidential themes can be found in the intersection of the certain row and column accordingly

et al. 1999) réteg további egyezést mutatott, így azok is kizárásra kerültek. A hőterhelés és kitettség (Aspect; Burrough, McDonell 1998) térképei között is jelentős azonosság mutatható ki a számítási algoritmusok hasonlósága miatt, a hőterhelés további rétegekkel mutatott kismértékű egyezése miatt hasonlóképpen kihagyásra került. A nedvesség index és rögösség index hasonlóképpen egymással és a vízesség fedvényekkel is számottevő egyezést mutattak, így ezeket sem lehetett együttesen felhasználni.

A hazai környezetben készített prediktív modellek kapcsán korábban kizárólag környezeti adatokat tartalmazó fedvényeket alkalmaztunk, azaz a modellezés során az emberi tényező csak érintőlegesen került a modellezésbe. A prediktív modellek egyik jellemző kritikájaként (Verhagen 2007, 17) is említett probléma kiküszöbölésére a mintaterület általános, korszaktól független fő „közlekedési” hálózatát is integráltam.

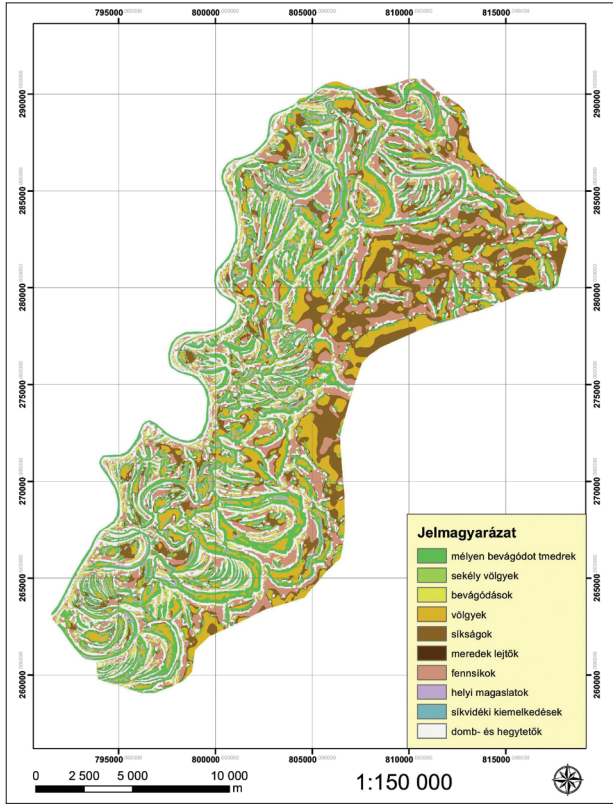
A CAESAR-LISFLOOD szoftver (van de Wiel et al. 2007; CAESAR; Couldhard et al. 2013; Lowry et al. 2014) használatával árvíz és csapadékhullási modellt készítettem a mintaterületen az időszakosan vagy állandóan vízzel borított térszínek lehatárolására. Ezt követően egy 1x1 km-es szabványközű pont-

hálózatot illesztettem a mintaterületre, melynek minden pontját legkisebb költségű úthálózattal összekötöttem egymással, majd leválogattam a leggyakrabban használt 10%-nyi útvonalat. Így kijelölve egy olyan elvi „gerinchálózatot”, amely korszaktól függetlenül a mintaterület fő közlekedési útvonalait jelentette (Mesterházy 2017).

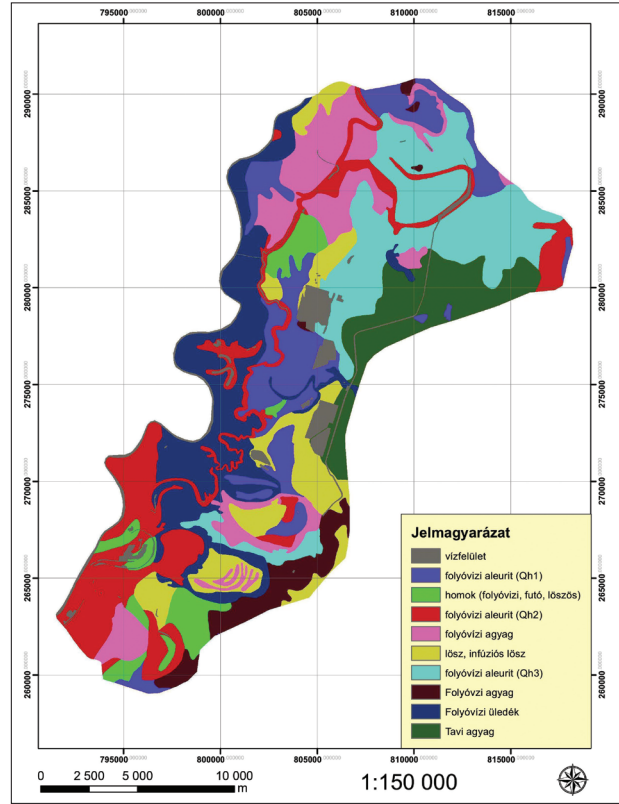
A megmaradó hat, egymással nem korreláló bizonyító fedvény között már nem maradt kimutatható kapcsolat, így ezeket a rétegeket egymástól függetlennek tekintettem. A modellezéshez így a 10 kategóriás felszínformákat, földtant (Gyalog et al. 2004), kitettséget, legkisebb költségű úthálózat zónáit, talajtant és vízességi indexet ábrázoló fedvényeket választottam ki (7–12. kép).

Modellváltozatok

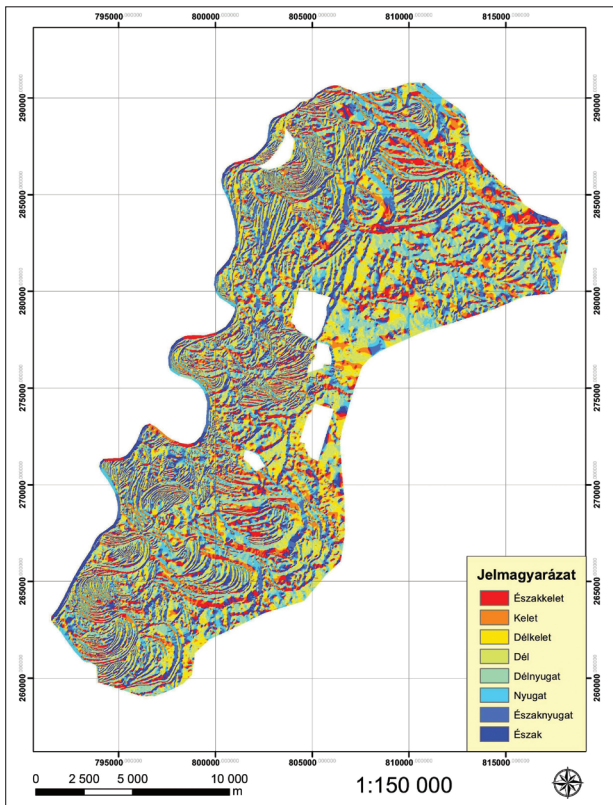
A régészeti adatok és a bizonyító fedvények kiválasztása után a tanulmány célkitűzéseinek megfelelően négy különböző változatban készült prediktív modell. Minden modellváltozatban szerepelt a bizonyító fedvények közül a 10 kategóriás felszínformákat, földtant, kitettséget, talajtant és vízességi indexet ábrázoló fedvény. A legkisebb költségű úthálózat bizonyító



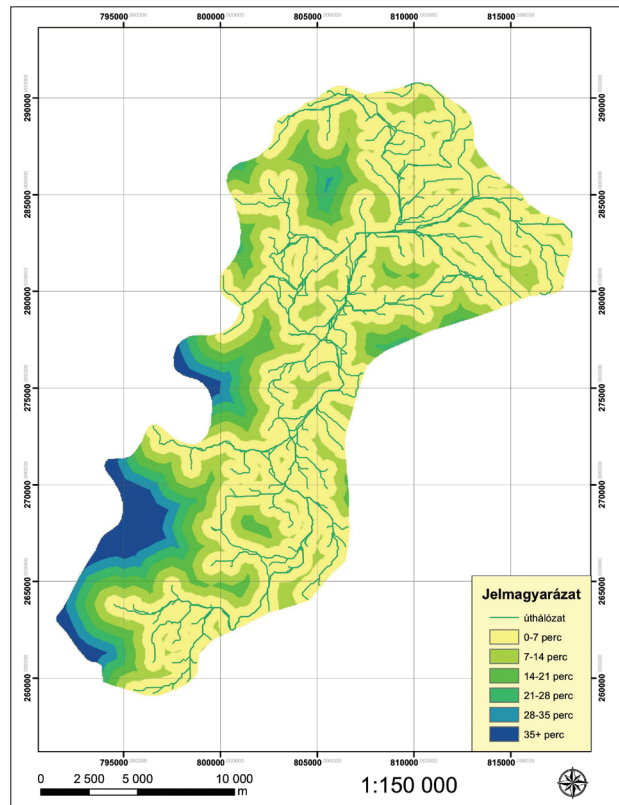
7. kép A modellezéshez felhasznált felszíninformák fedvény
Fig. 7 Landform classification evidential theme map



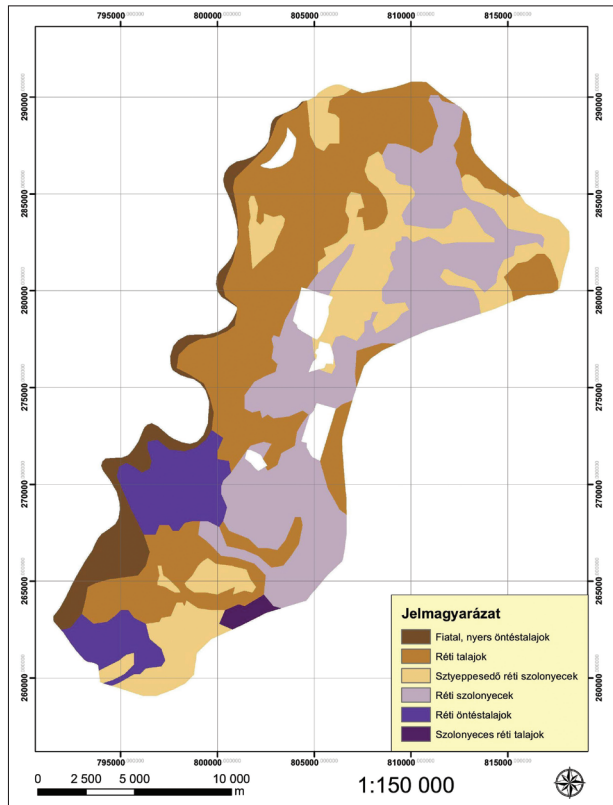
8. kép A modellezéshez felhasznált földtani fedvény
Fig. 8 Geological evidential theme map



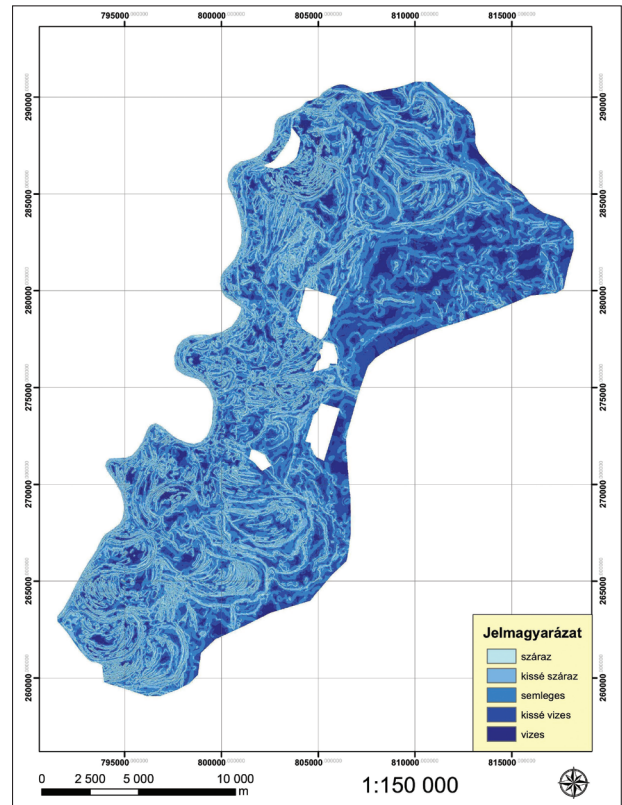
9. kép A modellezéshez felhasznált kitétség fedvény
Fig. 9 Aspect evidential theme map



10. kép A legkisebb költségű úthálózatok fedvény
Fig. 10 Evidential theme map of least-cost-path network



11. kép A modellezéshez felhasznált talajtani fedvény
Fig. 11 Pedological evidential theme map



12. kép A felhasznált vízesség index fedvény
Fig. 12 Evidential theme map of wetness index

fedvénye két esetben a modellezés részét képezte, hogy az „emberi faktor” hatása is vizsgálható legyen. A régészeti adatok pontosságának hatását a szakirodalmi adatgyűjtés eredményeképpen létrejövő lelőhely-állomány és a 2012–2015 között egységes szemlélettel folytatott terepbejárások tanulópont állományával külön-külön készített modellváltozatok ellenőrizték.

A prediktív modellek így összesen négy változatban a neolitikum, rézkor, bronzkor, vaskor, szarmata kor, avar kor, Árpád-kor és késő középkor időszakaikra (8 db) készültek el, melyekből változatoként egy összevont modellt állítottam elő a korszakos fedvényeken jelentkező legmagasabb pixelértékek leválogatásával. Így 36 (4×(8 korszakos + 1 összevont)) prediktív régészeti modell előállítás történt meg (13. kép).

Az elkészült modellek utólagos (*posteriori*) valószínűségi értékei egységes szemléletű újraosztályozást igényeltek mind a négy modellváltozatban, hogy egyértelműen elkülöníthető és összehasonlítható kategóriákba kerüljenek. Az újraosztályozás során nagyon alacsony, alacsony, közepes és magas valószínűségi kategóriákba soroltam az utólagos valószínűségi értékeket. A modellezés végeredmé-

nyét jelentős módon befolyásoló előrejelző (közepes és magas) és nem előrejelző (nagyon alacsony és alacsony) kategóriák közötti határ minden esetben az előzetes (*priori*) valószínűségi érték volt. Így biztosíthatóvá vált, hogy mindazon területek, ahol a tanulópontok és a régészeti lelőhelyek előfordulásának valószínűsége a véletlenszerűnél alacsonyabb, azok a nem előrejelző zónákba kerüljenek. A belső zónahatárokat (nagyon alacsony–alacsony és közepes–magas) személyes tapasztalat alapján állapítottam meg az előzetes (*priori*) valószínűségi érték 40%-ban, illetve 300%-ban figyelembe véve a régészeti leginkább és legkevésbé érintett területek pontosabb lehatárolását.

modell verzió	régészeti adatok	legkisebb költségű út fedvény
v1	szakirodalmi	nem
v2	szakirodalmi	igen
v3	új terepbejárás	nem
v4	új terepbejárás	igen

13. kép Modellváltozatok adattartalma
Fig. 13 Datasets used for different model variants

		terület %				tanulópont/lelet %				pozitív-negatív előrejelző rendszer				
		v1	v2	v3	v4	v1	v2	v3	v4		v1	v2	v3	v4
neolitikum	valószínűség													
	nagyon alacsony	48,46	53,33	57,82	62,85	8,6	6,88	8,15	7,12	terület%	67,03	70,02	72,17	75,31
	alacsony	18,57	16,69	14,36	12,47	10,98	11,24	9,3	9,87	tanulópont %	19,58	18,12	17,45	16,99
	közepes	22,35	17,35	17,76	13,52	40,21	31,48	31,23	22,62	terület%	32,97	29,98	27,83	24,69
	magas	10,61	12,63	10,07	11,16	40,21	50,4	51,32	60,39	tanulópont %	80,42	81,88	82,55	83,01
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
rézkor	valószínűség													
	nagyon alacsony	52,64	56,36	69,96	67,17	7,65	4,71	7,74	4,02	terület%	69,24	71,18	80,68	77,57
	alacsony	16,6	14,82	10,71	10,4	12,35	13,53	8,36	5,88	tanulópont %	20	18,24	16,1	9,91
	közepes	23,29	18,01	12,01	11,84	50	35,88	24,46	17,03	terület%	30,76	28,82	19,32	22,43
	magas	7,46	10,81	7,32	10,59	30	45,88	59,44	73,07	tanulópont %	80	81,76	83,9	90,09
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
bronzkor	valószínűség													
	nagyon alacsony	52,49	57,39	62,58	66,16	6,72	5,85	7,68	8,92	terület%	68,61	70,92	76,61	76,75
	alacsony	16,12	13,54	14,03	10,59	12,63	8,87	10,01	6,31	tanulópont %	19,35	14,72	17,7	15,23
	közepes	20,41	15,84	13,84	11,92	32,59	26,01	20,58	16,05	terület%	31,39	29,08	23,39	23,25
	magas	10,98	13,24	9,56	11,33	48,07	59,27	61,73	68,72	tanulópont %	80,65	85,28	82,3	84,77
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
vaskor	valószínűség													
	nagyon alacsony	54,45	60,29	64,84	70,14	6,83	5,12	4,77	3,36	terület%	71,19	72,42	75,24	79,26
	alacsony	16,74	12,12	10,4	9,11	12,63	10,58	5,65	5,83	tanulópont %	19,45	15,7	10,42	9,19
	közepes	19,12	14,72	14,29	9,97	32,42	22,87	26,86	18,9	terület%	28,81	27,58	24,76	20,74
	magas	9,69	12,86	10,48	10,78	48,12	61,43	62,72	71,91	tanulópont %	80,55	84,3	89,58	90,81
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
szarmata kor	valószínűség													
	nagyon alacsony	51,9	56,35	56,39	62,09	10,22	6,99	6,99	6,67	terület%	66,56	70,33	73,32	74,45
	alacsony	14,65	13,98	16,93	12,35	8,8	8,02	11,23	8,47	tanulópont %	19,02	15,01	18,22	15,15
	közepes	21,88	15,88	16,91	13,71	40,88	26,91	32,1	25,11	terület%	33,44	29,67	26,68	25,55
	magas	11,56	13,79	9,77	11,84	40,1	58,09	49,68	59,75	tanulópont %	80,98	84,99	81,78	84,85
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
avar kor	valószínűség													
	nagyon alacsony	56,15	63,88	70,99	75,16	9,29	9,29	4,5	3,81	terület%	74,54	78,22	78,81	80,35
	alacsony	18,39	14,33	7,82	5,2	15,71	11,43	8,3	1,73	tanulópont %	25	20,71	12,8	5,54
	közepes	14,48	12,42	14,06	9,77	15,71	15	21,45	20,76	terület%	25,46	21,78	21,19	19,65
	magas	10,98	9,37	7,13	9,87	59,29	64,29	65,74	73,7	tanulópont %	75	79,29	87,2	94,46
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
Árpád-kor	valószínűség													
	nagyon alacsony	48,72	53,42	55,42	63,34	6,29	6,29	3,19	4,7	terület%	66,21	66,66	70,35	73,57
	alacsony	17,49	13,24	14,93	10,23	9,71	7,43	12,1	4,7	tanulópont %	16	13,71	15,29	9,4
	közepes	22,54	20,62	19,58	15,03	40	36,57	29,39	27,38	terület%	33,79	33,34	29,65	26,43
	magas	11,25	12,72	10,07	11,39	44	49,71	55,32	63,22	tanulópont %	84	86,29	84,71	90,6
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
késő középkor	valószínűség													
	nagyon alacsony	55,19	61,31	63,66	66,04	5,37	5,85	7,19	7,82	terület%	71	79,74	77,41	77,15
	alacsony	15,81	18,44	13,75	11,11	7,32	15,61	9,94	9,09	tanulópont %	12,68	21,46	17,12	16,91
	közepes	18,72	13,07	12,1	11,42	44,88	39,51	19,45	18,18	terület%	29	20,26	22,59	22,85
	magas	10,28	7,19	10,49	11,42	42,44	39,02	63,42	64,9	tanulópont %	87,32	78,54	82,88	83,09
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
összesenvevont (tmax) összesen új terepbejárási pont	valószínűség													
	nagyon alacsony	25,22	36,58	36,53	45,25	0,52	0,34	0,81	1,1	terület%	48,41	55,24	54,37	59,36
	alacsony	23,19	18,65	17,84	14,11	2,73	1,79	2,14	2,23	tanulópont %	3,25	2,13	2,95	3,33
	közepes	28,58	23,03	24,67	19,44	17,36	12,27	14,18	10,09	terület%	51,59	44,76	45,63	40,64
	magas	23,01	21,73	20,96	21,2	79,39	85,59	82,87	86,59	tanulópont %	96,75	97,87	97,05	96,67
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					

		terület %				tanulópont/lelet %				pozitív-negatív előrejelző rendszer				
összesnevont (tmax) egyéb mód- szerű terepjárási pontok	valószínűség	v1	v2	v3	v4	v1	v2	v3	v4		v1	v2	v3	v4
	nagyon alacsony	25,22	36,58	36,53	45,25	0,38	0,08	3,76	2,76	terület%	48,41	55,24	54,37	59,36
	alacsony	23,19	18,65	17,84	14,11	5,67	1,23	5,6	6,98	tanulópont %	6,06	1,3	9,36	9,74
	közepes	28,58	23,03	24,67	19,44	18,48	12,96	32,52	25	terület%	51,59	44,76	45,63	40,64
	magas	23,01	21,73	20,96	21,2	75,46	85,74	58,13	65,26	tanulópont %	93,94	98,7	90,64	90,26
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					
összesnevont (tmax) összesen tanulópont	valószínűség	v1	v2	v3	v4	v1	v2	v3	v4		v1	v2	v3	v4
	nagyon alacsony	25,22	36,58	36,53	45,25	2,06	1,58	2,19	2,05	terület%	48,41	55,24	54,37	59,36
	alacsony	23,19	18,65	17,84	14,11	5,34	6,09	3,91	3,61	tanulópont %	7,4	7,68	6,09	5,65
	közepes	28,58	23,03	24,67	19,44	25,93	19,77	18,01	15,46	terület%	51,59	44,76	45,63	40,64
	magas	23,01	21,73	20,96	21,2	66,67	72,55	75,9	78,88	tanulópont %	92,6	92,32	93,91	94,35
	összesen	100	100	100	100	100	100	100	100					

14. kép A modellváltozatok (v1–v4) összefoglaló statisztikája a terület és tanulópontok megoszlásának tekintetében
Fig. 14 Summary statistics of model variants (v1–v4) based on area and training point distribution

Az újraosztályozást követően újból megvizsgáltam a bemeneti adatok függetlenségét a feltételes függetlenség arányával (*Conditional Independence* (CI) *ratio*: Bonham-Carter 1994, 315; Schmitt 2010) és az Agterberg-Cheng teszttel (Agterberg, Cheng 2002). A 32 korszakos modell közül minimális – az eredmények megbízhatóságát nem befolyásoló függőség – csak 4 modellnél volt felismerhető. A fentiekből következően a modellezési eredmények megfelelnek a bizonyítékok súlya módszer feltételes függetlenség alapfeltételének, valamint, hogy a teljes modellezési folyamat a felhasznált adatok (négy modellváltozat) kivételével azonos, így a kapott adatok összehasonlíthatóvá és a kérdésfeltevések megválaszolhatóvá váltak.

A modellezés ellenőrzése és eredményei

Az irodai ellenőrzés

Az irodai ellenőrzés során a 4 valószínűségi kategóriába újraosztályozott prediktív modellek mindegyikén (36 db) megvizsgáltam a valószínűségi kategóriák terület alapú eloszlását, illetve a modellezéshez használt tanulópontok megoszlását az egyes kategóriák között. Ezt a holland mintára kialakított (Verhagen 2007) „pozitív-negatív előrejelző rendszer” eredményei egészítik ki, ahol a nagyon alacsony és alacsony, illetve a közepes és magas kategóriák terület és tanulópont megoszlási értékei kerültek összegzésre. Ezt követően meghatároztam a nemzetközi viszonylatban a modellek teljesítményének mérésére használt Kvamme-féle alkalmazhatósági (gain) értéket (Kvamme 1998, 329), valamint az indikatív értéket (Deeben et al. 1997).

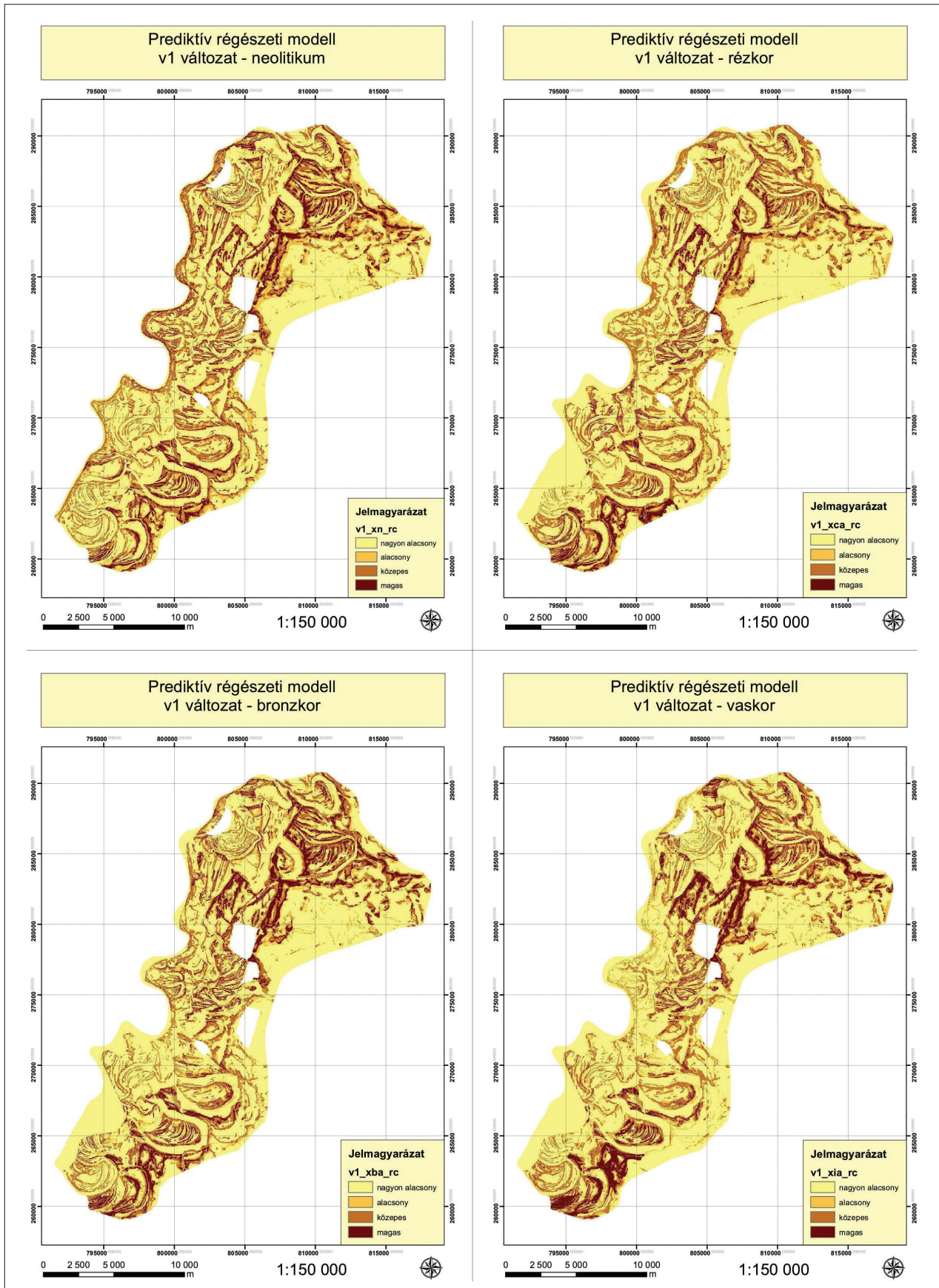
$$G = 1 - \frac{\text{zóna aránya a teljes területhez képest}}{\text{adott zónán lévő lelőhelyek aránya az összes lelőhelyhez képest}}$$

v1 változatok – szakirodalmi adatok legkisebb költségű úthálózat fedvény nélkül

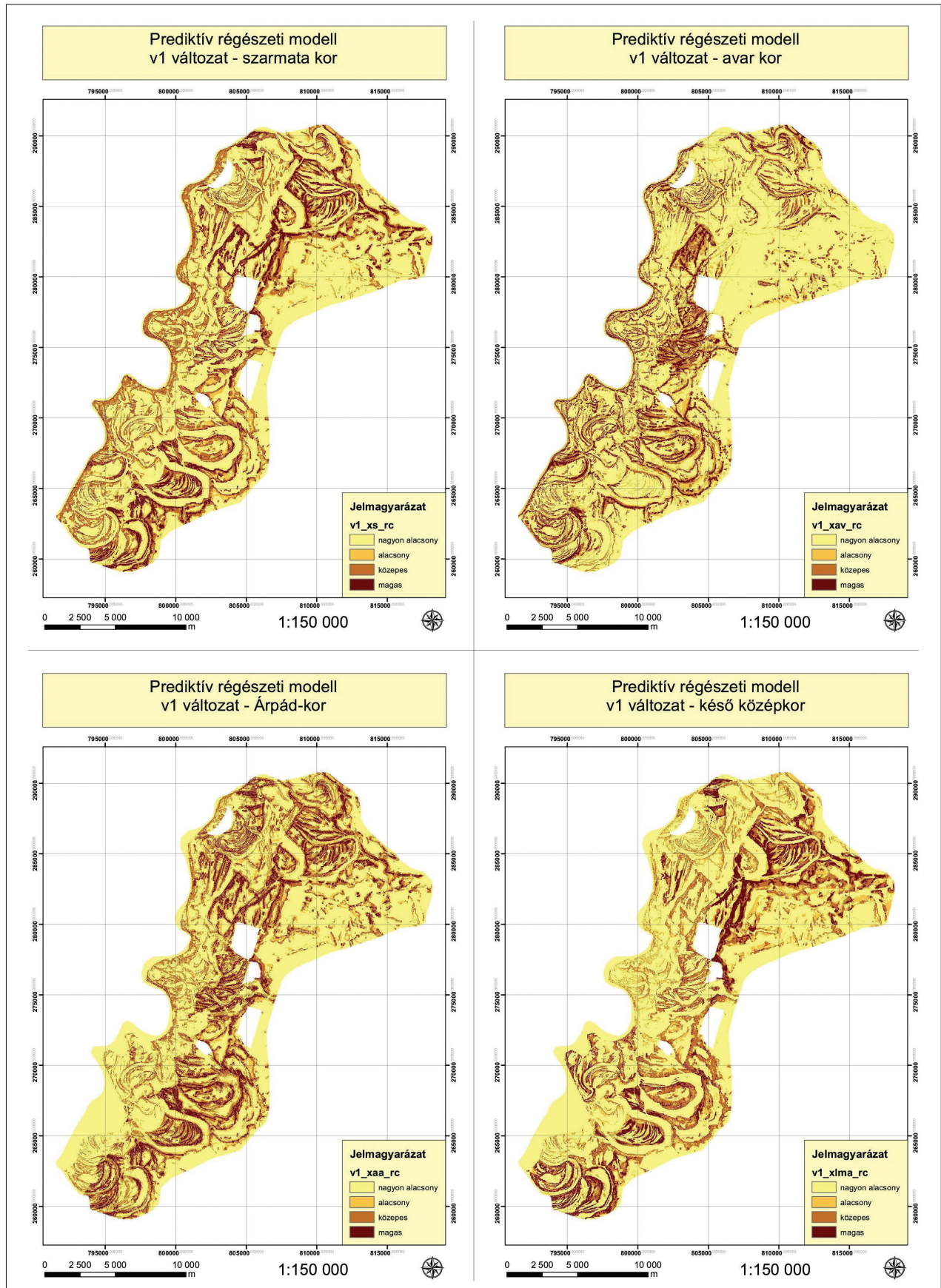
A különböző korszakos prediktív modellek (2. szint) esetében nagyon alacsony zóna a vizsgálati terület 48–56%-át tette ki, melyen a tanulópontok 5–9%-a helyezkedett el. Az alacsony és közepes zónák területe 14–26% között váltakozott, míg a magas zóna 7–12% területű volt. A tanulópontok további 7–15%-a az alacsony zónában, 15–50%-a a közepes, míg 30–60%-a a magas zónában helyezkedett el. Az összevont modellváltozat esetében 25–23–28–23%-nyi területen a vonatkozó tanulópont állomány (3348 db) 2–5–26–67%-os megoszlásban jelentkezett. A magas zónák Kvamme-féle viszonytszáma 0,7–0,81 között változott (14–16. kép; 23. kép).

v2 változatok – szakirodalmi adatok legkisebb költségű úthálózat fedvénnyel

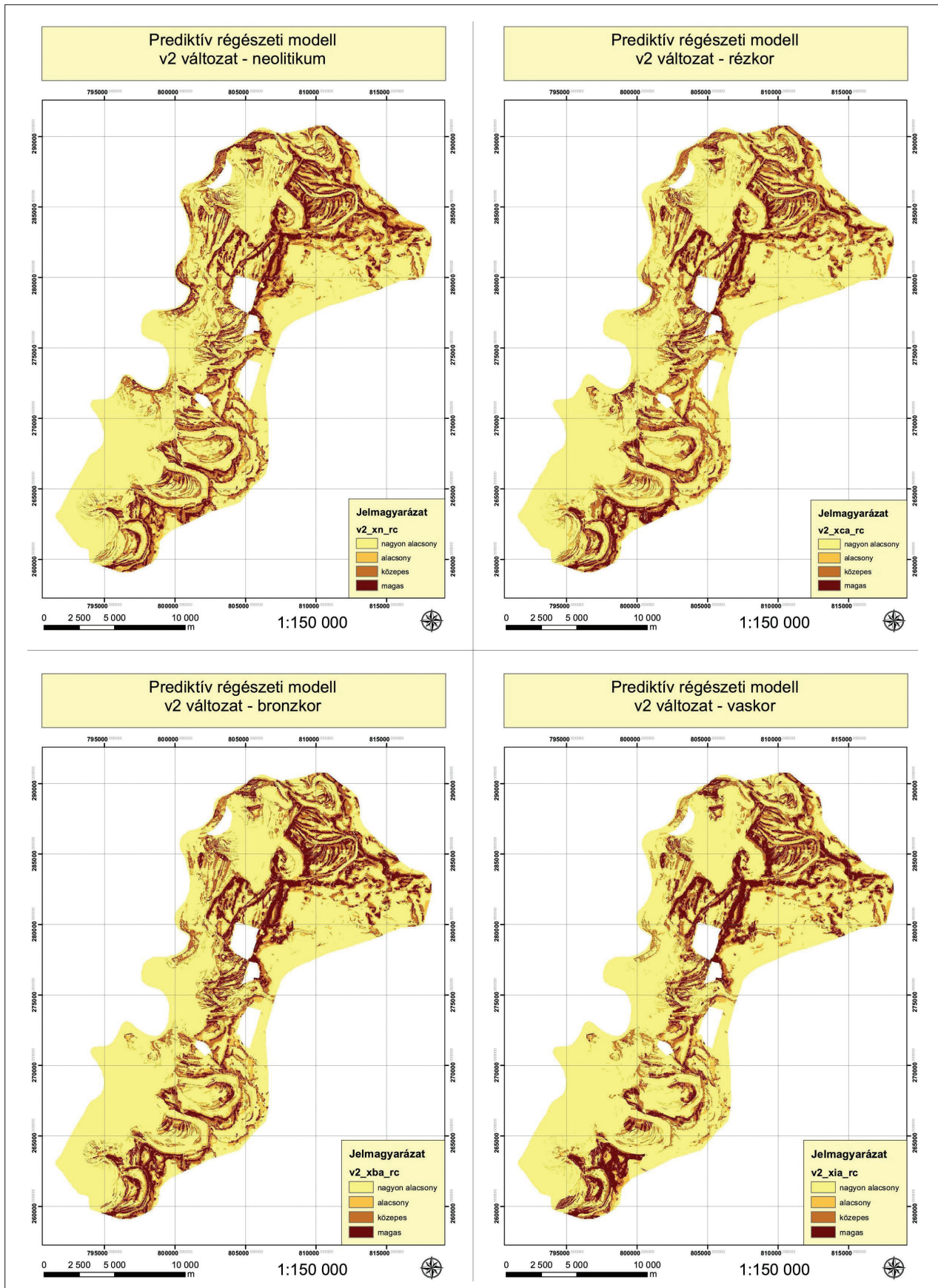
A különböző korszakos prediktív modellek (2. szint) esetében nagyon alacsony zóna a vizsgálati terület 53–64%-át tette ki, melyen a tanulópontok 4–9%-a helyezkedett el. Az alacsony és közepes zónák területe 12–20% között váltakozott, míg a magas zóna 7–14% területű volt. A közepes és magas előrejelző zónák területe 21–33% között váltakozott, melyen a tanulópontok 78–85%-a helyezkedett el. Az összevont modellváltozat esetében 36–18–23–21%-nyi területen a vonatkozó tanulópont állomány (3348 db) 2–6–20–72%-os megoszlásban jelentkezett. A magas zónák Kvamme-féle viszonytszáma 0,74–0,85 között változott (14. kép, 17–18. kép, 23. kép).



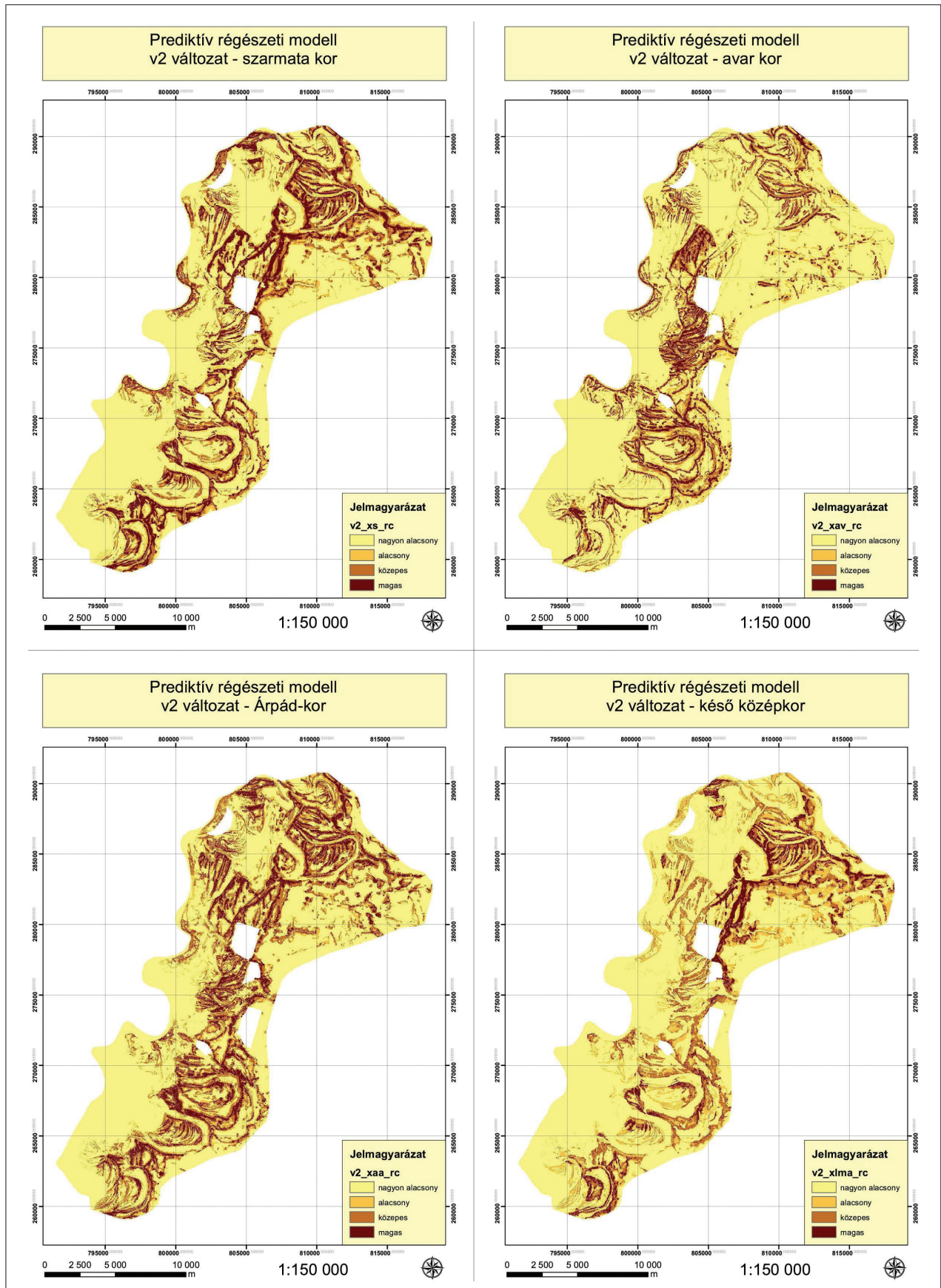
15. kép A prediktív modellezés eredményei v1 modellváltozatban a neolitikumtól a vaskorig
 Fig. 15 Results of predictive modelling (v1 model variant) from the Neolithic to the Iron Age



16. kép A prediktív modellezés eredményei v1 modellváltozatban a szarmata kortól a késő középkorig
 Fig. 16 Results of predictive modelling (v1 model variant) from the Sarmatian Age to the Late Middle Ages



17. kép A prediktív modellezés eredményei v2 modellváltozatban a neolitikumtól a vaskorig
 Fig. 17 Results of predictive modelling (v2 model variant) from the Neolithic to the Iron Age



18. kép A prediktív modellezés eredményei v2 modellváltozatban a szarmata kortól a késő középkorig
 Fig. 18 Results of predictive modelling (v2 model variant) from the Sarmatian Age to the Late Middle Ages

v3 változatok – új terepbejárési adatok legkisebb költségű úthálózat fedvény nélkül

A különböző korszakos prediktív modellek (2. szint) esetében nagyon alacsony zóna a vizsgálati terület 55–71%-át tette ki, melyen a tanulópontok 3–8%-a helyezkedett el. Az alacsony és közepes zónák területe 10–20% között váltakozott, míg a magas zóna 7–10% területű volt. A tanulópontok további 5–12%-a az alacsony zónában, 21–32%-a a közepes, míg 50–65%-a a magas zónában helyezkedett el. Az összevont modellváltozat esetében 36–18–24–21%-nyi területen a vonatkozó tanulópont állomány (4941 db) 2–4–18–76%-os megoszlásban jelentkezett. A magas zónák Kvamme-féle viszony-száma 0,8–0,89 között változott (14. kép, 19–20. kép, 23. kép).

v4 változatok – új terepbejárési adatok legkisebb költségű úthálózat fedvénnnyel

A különböző korszakos prediktív modellek (2. szint) esetében nagyon alacsony zóna a vizsgálati terület 62–75%-át tette ki, melyen a tanulópontok 3–9%-a helyezkedett el. Az alacsony és közepes zónák területe 5–14% között váltakozott, míg a magas zóna 10–11% területű volt. A tanulópontok további 2–10%-a az alacsony zónában, 16–27%-a a közepes, míg 60–74%-a a magas zónában helyezkedett el. Az összevont tmax modellváltozat esetében 45–14–19–21%-nyi területen a vonatkozó tanulópont állomány (4941 db) 2–4–15–79%-os megoszlásban jelentkezett. A magas zónák Kvamme-féle viszony-száma 0,8–0,87 között változott (14. kép; 21–22. kép; 23. kép).

Ellenőrzés terepbejárési adatokkal

Az újonnan gyűjtött terepbejárési adatokat, terepbejárési módszertől függetlenül, pontos korszakolás hiányában csak az összevont (tmax) típusú modellekkel lehetett összevetni. A 2012–2015 közötti új terepbejárások során gyűjtött teljes régészeti korú leletanyag (19609 db) megoszlása egységes képet mutat, a leletek 96,7–97,8%-a található a közepes és magas előrejelző zónák területén. A közepes és magas zónák közötti megoszlás is hasonló léptéket mutat, a vizsgált pontállomány kismértékű magas zónába tolódását a legkisebb költségű út fedvény alkalmazása okozott (14. kép).

A modellezés során fel nem használt 1304 – extenzív bejárások során gyűjtött – régészeti korú lelet megoszlása is változatos képet mutat. Modelltípustól függően az előrejelző kategóriák 40–52%-nyi terüle-

tén azonosítható a leletek 90–99%-a. Ugyanakkor a közepes és magas kategóriák között eltolódik az arány és az új terepbejárások modellváltozatainál (v3, v4) a leletek 58–65%-a kerül a magas zónába (14. kép).

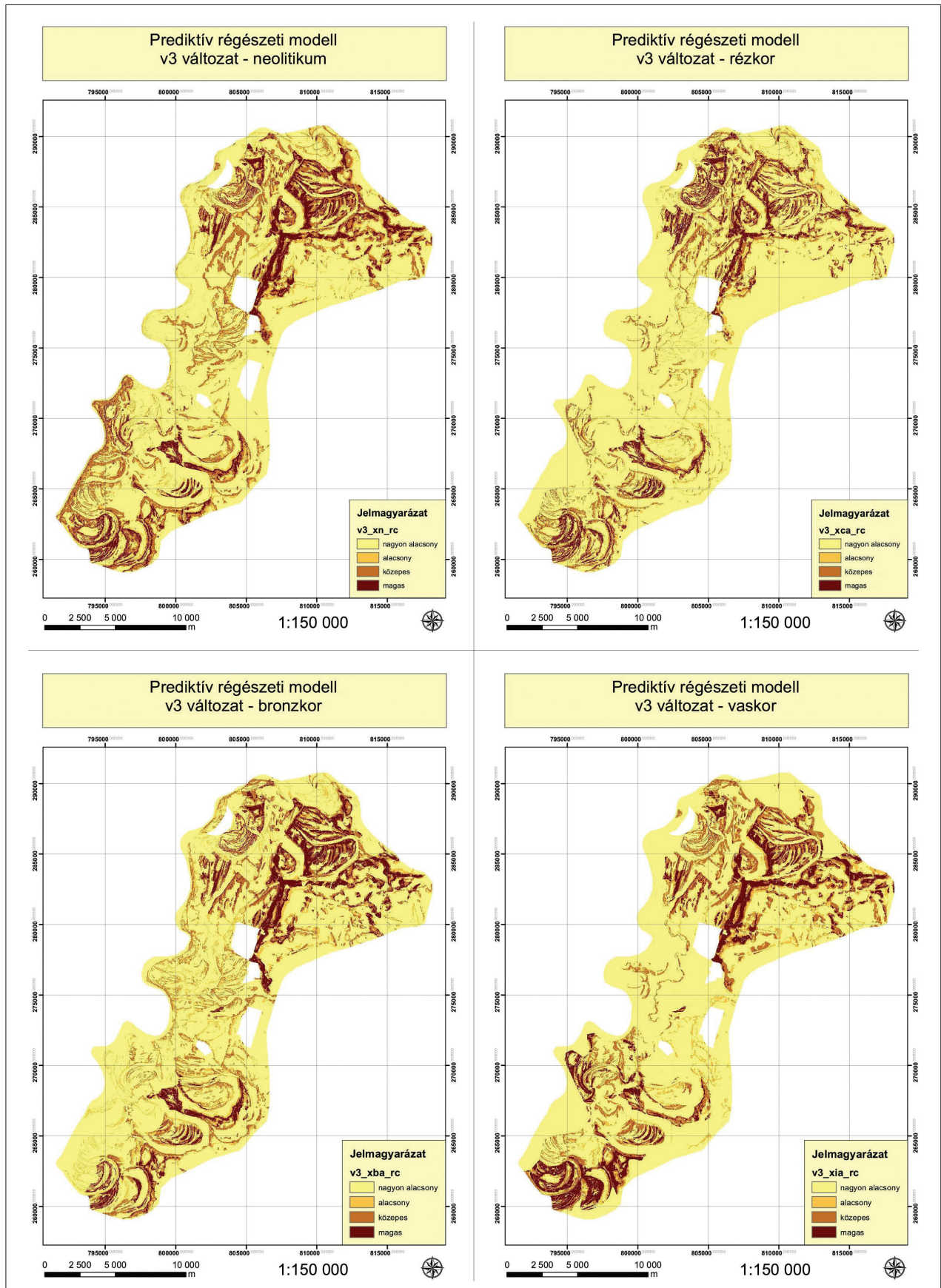
A modellezés értékelése

A v1 modellváltozatot (szakirodalmi adatok legkisebb költségű úthálózat nélkül) joggal tekinthetjük kiindulási pontnak, hiszen a bizonyító fedvények és a régészeti adatbázis előállítására bármilyen magyarországi terület esetében lehetséges, jelentősebb anyagi és időbeli ráfordítást nélkül. E korszakos modellek esetében megfigyelhető, hogy az előrejelző kategóriák (közepes és magas zónák) teljes modellezési terület 25–33%-át foglalják el, melyen a tanulópontok 75–88%-a található. Az összevont modell esetében ez az arány 52–97%, azaz a vizsgált terület 52%-án a terepbejárások során gyűjtött összes kerámia 97%-a megfelelő (közepes és magas) zónákban helyezkedett el. A kutatás korábbi fázisaiban készített modellek eredményével összevetve megállapítható, hogy az előrejelző zónák területének kis méretű növekedése mellett a terepbejárásokon gyűjtött leletanyag döntő többsége a megfelelő zónákban helyezkedett el, azaz a modellezés kiindulási állapota is az eddig készített modelleknél jobb volt (Mesterházy et al. 2017, 321, 1. táblázat).

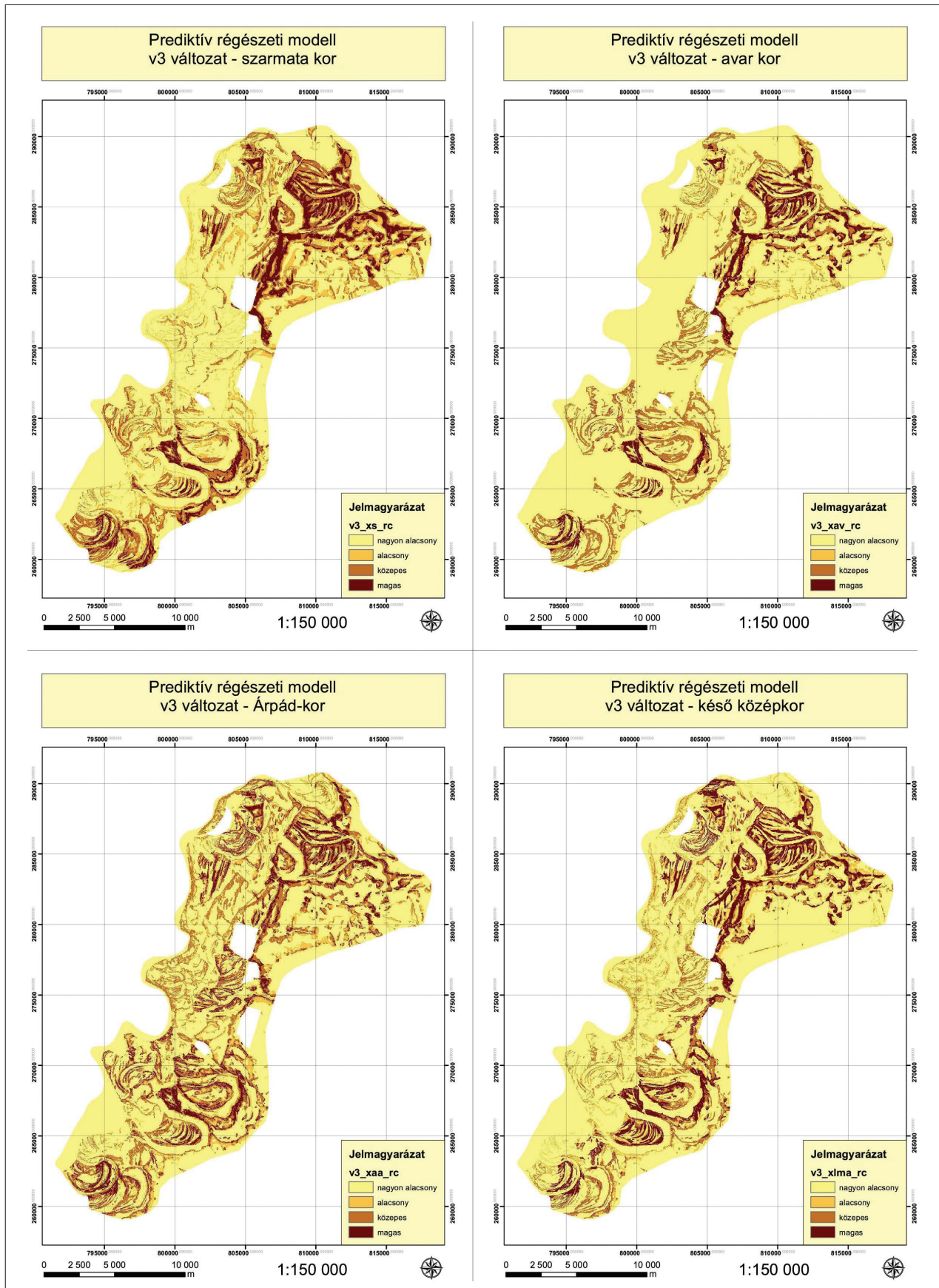
A v1 és v2, valamint a v3 és v4 modellváltozatok páronkénti összevetésével vizsgálható a legkisebb költségű úthálózatok fedvény, mint az „emberi faktor” beépítésének hatása. A korszakos 2. szintű modellek esetében megfigyelhető a fedvény alkalmazása esetén, hogy az alacsony és közepes zónák területe csökken, míg a nagyon alacsony és magas zónák területe emelkedik, e változás jellemzően $\pm 5\%$ alatt marad. Az összevont modellek esetében 9, illetve 11%-kal emelkedik a nagyon alacsony kategória területe, miközben a többi kategória mérete csökken vagy stagnál.

A tanulópontok esetében a magas kategória területére eső pontok száma átlagosan 8–13%-kal nő az úthálózati fedvény beépítésével, miközben az összes többi kategória területére eső pontok száma csökken vagy stagnál. Az összevont modellek magas zónájában 6%-kal több tanulópont azonosítható mindkét esetben.

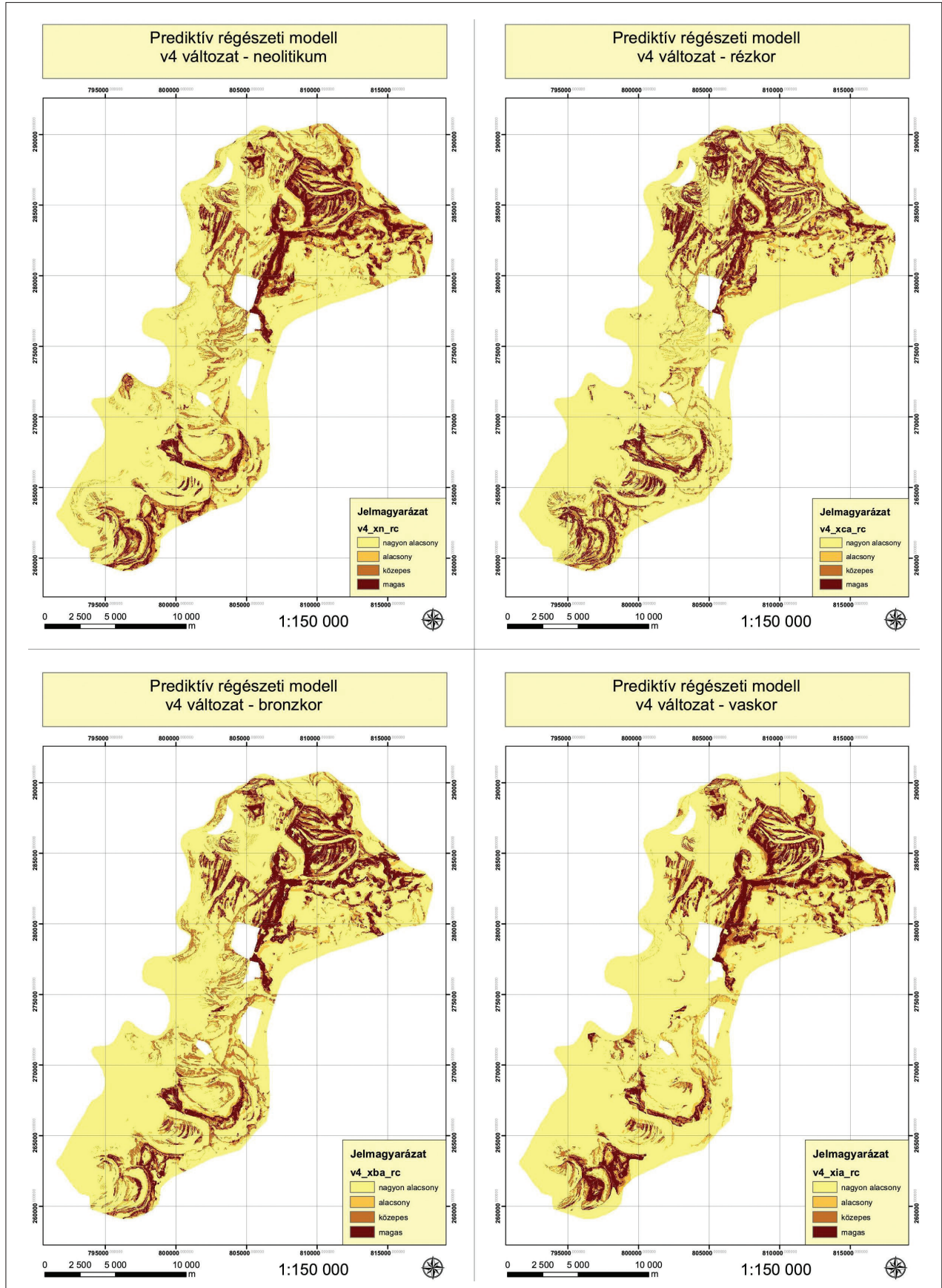
A modellek vizuális ellenőrzése során szembevetendő, hogy a fedvény használatával a Tisza-menti ártéri területek nagyrészt a nem előrejelző (nagyon alacsony, alacsony) zónákban kerültek át. A legkisebb



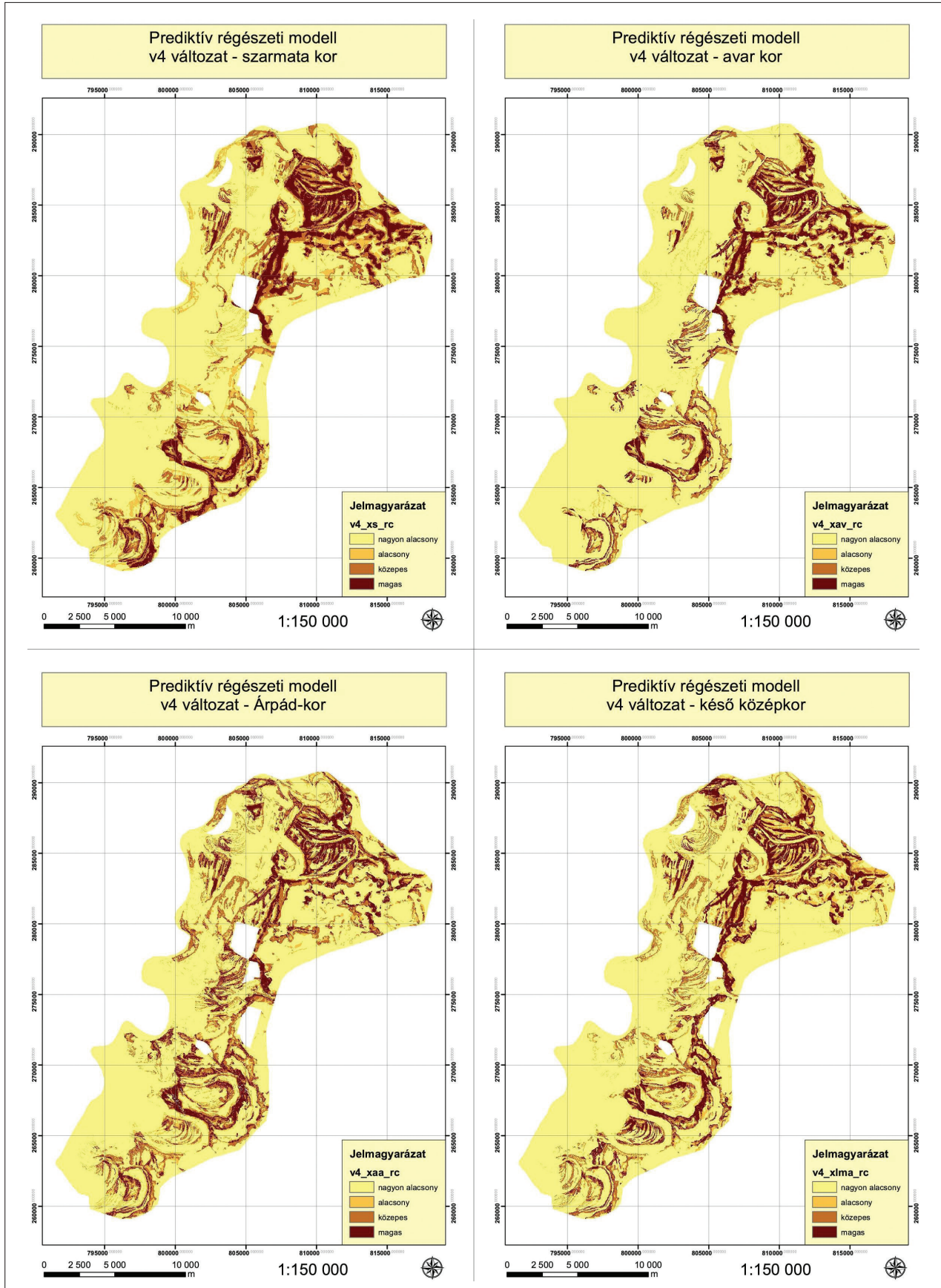
19. kép A prediktív modellezés eredményei v3 modellváltozatban a neolitikumtól a vaskorig
 Fig. 19 Results of predictive modelling (v3 model variant) from the Neolithic to the Iron Age



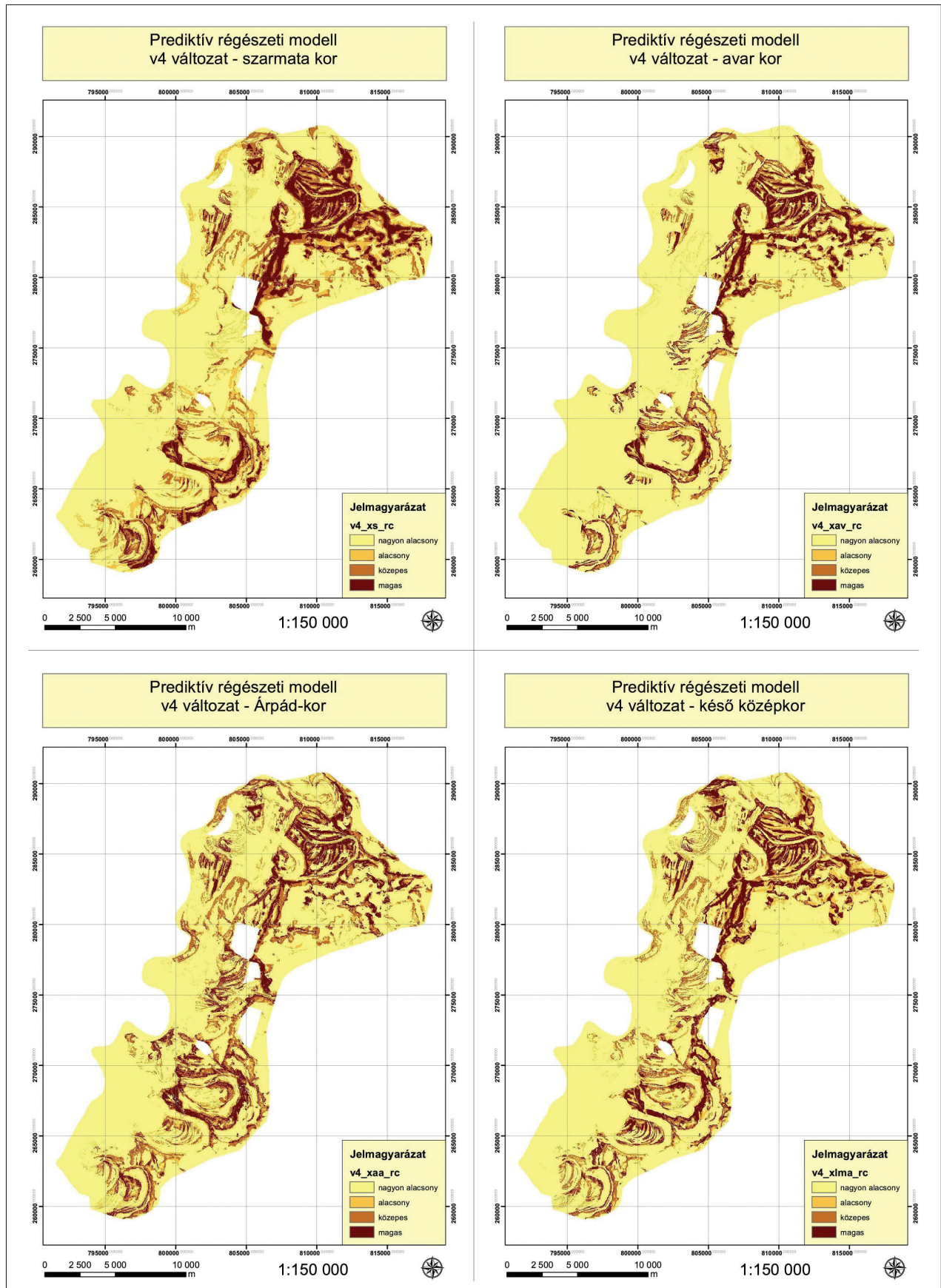
20. kép A prediktív modellezés eredményei v3 modellváltozatban a szarmata kortól a késő középkorig
 Fig. 20 Results of predictive modelling (v3 model variant) from the Sarmatian Age to the Late Middle Ages



21. kép A prediktív modellezés eredményei v4 modellváltozatban a neolitikumtól a vaskorig
 Fig. 21 Results of predictive modelling (v4 model variant) from the Neolithic to the Iron Age



22. kép A prediktív modellezés eredményei v4 modellváltozatban a szarmata kortól a késő középkorig
 Fig. 22 Results of predictive modelling (v4 model variant) from the Sarmatian Age to the Late Middle Ages



23. kép Az összevont (tmax) modellváltozatok (v1–v4) prediktív modellje
 Fig. 23 Predictive models of the combined (tmax) model variants (v1–v4)

költségű úthálózatok fedvény alkalmazása a fentiek alapján jól hasznosul, hiszen az a nagyon alacsony kategória területét növelte, miközben a magas kategóriába eső tanulópontok és leletek számát is növelte. Azaz régészeti szempontból nagyobb számú „lelőhelyet” lehetett pontosabban lehatárolni.

A v1 és v3, valamint a v2 és v4 modellváltozatok páronkénti összehasonlításával vizsgálható, hogy a régészeti adatbázis pontossága milyen hatással van a modellek teljesítményére. Ebben az esetben a korszakos 2. szintű modelleken a nagyon alacsony zónák területe nő 5–17% közötti, jellemzően 10% körüli értékkel, miközben a többi kategória területe csökken vagy stagnál. Az összevont zóna esetében 8–11%-kal nő a nagyon alacsony kategória területe. A tanulópontok ebben az esetben is a magas zónába tolódnak át, melynek jellemzően 10–30%-os értéke igen figyelemre méltó, az összevont modelleken ugyanakkor ez csak 1–3%.

A fentiekből következően, a pontosabb térbeli felbontású régészeti adat felhasználása javított a modellek teljesítményén, különösen a részletesebb időbeli felbontású korszakos modellváltozatok esetében. Azaz a régészetileg előrejelző – közepes és magas – zónák csökkenő területén több tanulópont és régészeti lelet fordult elő, ami szintén pontosabb „lelőhely” lehatárolásra utal.

A kiindulási v1 modellváltozatok és a pontosabb régészeti adatokat, valamint a legkisebb költségű fedvényt tartalmazó v4 modellváltozatok közvetlen összevetése rámutathat a régészeti adatok pontosításának és a modellezésbe integrált kulturális változók modelljavító hatására. A nagyon alacsony zónák területe a két modellváltozat között 10–19%-kal növekszik, melyet az alacsony és közepes zónák területcsökkenése biztosít. Az összevont modellen ez az arány 20%. A tanulópontok esetében 15–43%-kal nő a magas kategória területén megjelenő pontok száma, az összevont modellen a növekedés csak 7%.

E jól azonosítható tendencia eredményeképpen az előrejelző zónák (közepes és magas) területe v1-es modellváltozat 25–33%-os arányáról a v4-es modellváltozat idejére 20–26%-ra csökken, miközben a tanulópontok 75–87%-os aránya 83–94%-ra emelkedik. Ebből kifolyólag a prediktív modellek pontosabbak és precízebbek is lettek, amely a szűkebb előrejelző zónahatáron belül jelentkező magasabb számú régészeti lelőhelyre utaló tanulópont és régészeti korú lelet számában nyilvánul meg (14. kép).

Összefoglalás

A bizonyító fedvények esetében az új változók keresése a vizsgálati terület domborzati jellegzetességei miatt csak részben járt sikerrel, változatosabb, dombos vagy hegyes természetföldrajzi környezetben ugyanakkor feltehetően nagyobb arányban lesznek beilleszthetők a most kiesett vagy beépítésre alkalmatlan fedvények. Egyedül a településhálózati pre-konceptióktól mentes legkisebb költségű úthálózathoz illesztett zónákat sikerült a modellezés során egységesen alkalmazni. E fedvény azonban a statisztikai mutatók javítása mellett elsősorban a Tisza menti ártéri területek kiszűrését végezte el.

A régészeti adatok tekintetében a vizsgált 36 modell statisztikai elemzésére utalva megállapítható, hogy a pontosabb időbeli és térbeli felbontású új terepbejárásokból származó adatok jelentősen javítják a modellek teljesítményét. Az előrejelző közepes és magas zónák csökkenő méretű területén az ellenőrzések során magasabb arányban fordultak elő tanulópontok és terepbejárás során gyűjtött régészeti leletanyagot reprezentáló GPS pontok is.

A modellezés bemeneti adatainak fejlesztése, mint pontosabb időbeli és térbeli felbontású régészeti adatok alkalmazása és kulturális változók integrálása a korszakos felbontású modellek mellett az összevont modell típusok javulásával is járt. Ezen elsősorban örökségvédelmi szemléletű modell esetében a közepes és magas zónák területe több, mint 10%-kal csökkent, miközben a régészeti leletanyag és a régészeti lelőhelyeket jelző tanulópontok 92–98%-a e zónák területére esett.

A v1-es modellváltozat (szakirodalmi adatok, legkisebb költségű úthálózat fedvény nélkül) a korábban készített modellekkel összevetésben is jobb mutatókat szolgáltatott. Ebben feltehetően a természeti környezet is szerepet játszik, azaz a tartós emberi megtelepedésre alkalmas zónák aránya más sík és más dombos vagy hegyes vidéken.

Lényeges kérdés ugyanakkor, hogy a bemenő adatok fejlesztésére fordított idő és költség „megtérül-e” a modellek teljesítményében. Tudományos célú modellek esetében a válasz mindenképpen igen, hiszen itt a kutatás célja a vizsgált korszak vagy korszakok régészeti lelőhelyeinek minél pontosabb térbeli lehatárolása. Örökségvédelmi szempontból a válasz ugyanakkor nem ilyen egyértelmű. Lehetőség szerint természetesen az örökségvédelmi modelleket is a legpontosabb rendelkezésre álló adatokból célszerű építeni, azonban e modell típus több eset-

ben csak a meglévő és könnyen elérhető régészeti, környezeti és kulturális adatokkal dolgozhat rövid határidőkkel. Jelen modellezés örökségvédelmi célú összevont modellváltozatai az eddig készített örökségvédelmi célú prediktív modelljeink is arra utalnak, hogy lehetséges jól működő, szakmailag és statisztikailag megalapozott modelleket készíteni

Magyarország legnagyobb részén, ha elegendő régészeti adat áll rendelkezésre. Ugyanakkor a pontosabb adatbázisok, kulturális és környezeti változók hatására javuló mutatók jól példázzák, hogy a prediktív régészeti modell is csak annyira lehet pontos és megbízható, mint a felhasznált adatok.

Jegyzetek

- 1 A terepbejárás során nyújtott segítségéért köszönet illeti: Bajkai Rozália, Buránszki Nóra, Füzesi András, Holl Balázs, Kecskés Bence, Koller Melinda, Majerik Veronika, Masek Zsófia, Melis Eszter, Nagy László, Somogyi Ferenc, Soós Eszter, Stibrányi Máté, Szilágyi Márton, Takács Péter, Vígh József.

IRODALOM

- Agterberg, F., Cheng, Q. 2002: Conditional Independence Test for Weights-of-Evidence Modeling. *Natural Resources Research* 11/4, 249–255.
- Boehner, J., Antonic, O. 2009: Land-surface parameters specific to topo-climatology. *Geomorphometry - Concepts, Software, Applications. Developments in Soil Science* 33, 195–226.
- Bonham-Carter, G. 1994: *Geographic Information Systems for geoscientists – modelling with GIS*. New York.
- Burrough, P., McDonell, R. 1998: *Principles of Geographical Information Systems*. New York.
- CAESAR: <https://code.google.com/p/caesar-lisflood> (hozzáférés: 2020.02.16)
- Coulthard, T., Neal, J., Bates, P., Ramirez, J., de Almeida, G., Hancock, G. 2013: Integrating the LISFLOOD-FP 2D hydrodynamic model with the CAESAR model: Implications for modelling landscape evolution. *Earth Surface Processes and Landforms* 38, 1897–1906.
- Deeben, J., Hallewas, D., Kolen, J., Wiemer, R. 1997: Beyond the Crystal Ball: Predictive Modelling as a Tool in Archaeological Heritage Management and Occupation History. In.: Willems, W. J. H., Kars, H., Hallewas, D. P. (eds), *Archaeological Heritage Management in the Netherlands. Fifty Years State Service for Archaeological Investigations*. Amersfoort, 76–118.
- Dövényi, Z. (szerk.) 2010: *Magyarország kistájainak katasztere*. Budapest.
- Evans, J., Oakleaf, J., Cushman, S., Theobald, D. 2018: *Geomorphometry and Gradient Metrics Toolbox*. <https://www.arcgis.com/home/item.html?id=63ffcecf3b2a45bf99a84cdaedefaccf> (hozzáférés: 2020.02.16.)
- Ford, A., Clarke, K., Raines, G. 2009: Modeling Settlement Patterns of the Late Classic Maya Civilization with Bayesian Methods and Geographic Information Systems. *Annals of the Association of American Geographers* 99, 496–520.
- Füzesi, A. 2009: A neolitikus településszerkezet mikroregionális vizsgálata a Tisza mentén Polgár és Tiszacsege között. *Tisicum* 19, 377–398.
- Gyalog, L., Orosz, L., Sipos, A., Turczi, G. 2004: A Magyar Állami Földtani Intézet egységes földtani jelkulcsa, fúrás adatbázisa és webes lekérdező felületük. *A Magyar Állami Földtani Intézet Évi Jelentése 2004*, 109–124.
- Jenness, J. 2006a: Topographic Position Index (tpi_jen.avx) extension for ArcView 3.x, v. 1.2. <http://www.jennessent.com/arcview/tpi.htm> (hozzáférés: 2020.02.16.).
- Jenness, J. 2006b: DEM Surface Tools. http://www.jennessent.com/arcgis/surface_area.htm (hozzáférés: 2020.02.16.).

- Jennes, J., Brost, B., Beier, P., Land Facet Corridor Designer. http://www.jennessent.com/arcgis/land_facets.htm (hozzáférés: 2020.02.16.)
- Kohler, T., Parker, S. 1986: Predictive models for archaeological resource location. In: *Advances in Archaeological Method and Theory*. Vol. 9. New York, 397–452.
- Kvamme, K. 1988: Development and Testing of Quantitative Models. In.: Judge, J. W., Sebastian, L. (eds), *Quantifying the Present and Predicting the Past: Theory, Method and Application of Archaeological Predictive Modelling*. Denver, 329.
- Lowry, J., Saynor, M., Erskine, W., Coulthard, T., Hancock, G. 2014: A Multi-year Assessment of Landform Evolution Model Predictions for a Trial Rehabilitated Landform. In: *Proceedings Life-of-Mine 2014: Delivering sustainable legacies through integrated Life-of-Mine Planning*. Melbourne, 67–80.
- Melton, M. 1965: The geomorphic and paleoclimatic significance of alluvial deposits in Southern Arizona. *The Journal of Geology* 73, 1–38.
- Mesterházy, G. 2013: Regionális léptékű terepbejárás módszertani lehetőségeinek vizsgálata Magyarországon. *Archaeologiai Értesítő* 138, 265–279.
- Mesterházy, G. 2017: Legkisebb költségű úthálózatok modellezése síkvidéki környezetben a neolitikumtól a középkorig. *Communicationes Archaeologicae Hungariae* 2017, 173–192.
- Mesterházy, G., Stibrányi, M. 2011: Prediktív régészeti modellek és a magyar örökségvédelem. https://www.academia.edu/1153284/Predikt%C3%ADv_r%C3%A9g%C3%A9szeti_modellek_%C3%A9s_a_magyar_%C3%B6r%C3%B6ks%C3%A9gv%C3%A9delem (hozzáférés: 2020.02.16.)
- Mesterházy G., Stibrányi M., Padányi-Gulyás, G., 2017: Megmondjuk előre? Örökségvédelmi célú prediktív modellezés. In: Benkő, E., Bondár, M., Kolláth Á. (szerk.), *Magyarország Régészeti Topográfiája Múlt – Jelen – Jövő*. Budapest, 311–330.
- Neteler, M., Mitasova, H. 2008: *Open Source GIS: A GRASS GIS Approach*. New York.
- Nykänen, V., Salmirinne, H. 2007: Prospectivity analysis of gold using regional geophysical and geochemical data from the Central Lapland Greenstone Belt, Finland. *Geological Survey in Finland, Special paper* 44, 251–269.
- Padányi-Gulyás, G., Stibrányi, M., Mesterházy, G., Deák M. 2014: Familiar Road, Unfamiliar Ground. *Archaeological Predictive Modelling in Hungary*. In: Earl, G., Sly, T., Chrysanthi, A., Murrieta-Flores, P., Papadopoulos, C., Romanowska, I., Wheatley, D. (eds), *Archaeology in the Digital Era Vol. II. e-Papers from the 40th Conference on Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology*. Amsterdam, 694–709.
- Riley, S., Degloria, S., Elliot, R. 1999: A Terrain Ruggedness that Quantifies Topographic Heterogeneity. *Intermountain Journal of Science* 5/1–4, 23–27.
- Sawatzky, D., Raines, G., Bonham-Carter, G. 2010: Spatial Data Modeller (SDM): ArcMAP 9.3 geoprocessing tools for spatial data modelling using weights of evidence, logistic regression, fuzzy logic and neural networks. <http://arcscrips.esri.com/details.asp?dbid=15341> (hozzáférés: 2020.02.16.)
- Schmitt, E., 2010: Weights of Evidence Mineral Prospectivity Modelling with ArcGIS. <https://pdfs.semanticscholar.org/1968/cbebd387fe741fcc9aa467c0607a1888f12.pdf> (hozzáférés: 2020.02.16.)
- Sisák, I., Benő, A. 2012: Az 1:200.000 méretarányú mezőgazdasági talajtérkép digitális publikációja a Georgikon Térképszerveren. LIV. Georgikon Napok, Keszthely, 431–436. <http://map.georgikon.hu>
- Snedecor, G., Cochran, W. 1986: *Statistical Methods*. Iowa.
- Sørensen, R., Zinko, U., Seibert, J. 2006: On the calculation of the topographic wetness index: evaluation of different methods based on field observations. *Hydrology and Earth System Sciences* 10, 101–112.
- Stibrányi, M., Mesterházy, G., Padányi-Gulyás, G. 2012: Régészeti feltárás előtt – vagy helyett. Régészeti lelőhely-azonosítás, térinformatika, prediktív modellezés. *MNM-NÖK Tudományos Népszerűsítő Füzetek* 5. Budapest.

- Sümegei, P., Csökmei, B., Persaits, G. 2005: The evolution of Polgár island, a loess-covered lag surface and its influences on the subsistence of settling human cultural groups. In: Hum, L., Gulyás, S., Sümegei, P. (eds), *Environmental Historical Studies from the Late Tertiary and Quaternary of Hungary*. Szeged, 141–163.
- van de Wiel, M., Coulthard, T., Macklin, M., Lewin, J. 2007: Embedding reach-scale fluvial dynamics within the CAESAR cellular automaton landscape evolution model. *Geomorphology* 90, 283–301, <https://code.google.com/p/caesar-lisflood>
- Verhagen, Ph. 2007: *Case studies in archaeological predictive modelling*. Leiden, 13.
- Warren, R., Asch, D. 2000: The application of GIS predictive site location models within Pennsylvania and West Virginia. In: Wescott, K. L., Brandon, R. J. (eds), *Practical Applications of GIS for Archaeologists*. London, 6–36.

IMPROVING THE QUALITY OF ARCHAEOLOGICAL PREDICTIVE MODELS

Resume

The usability of archaeological predictive models, as a tool in Cultural Resource Management or in scientific research had caused a long debate in the literature. Although from archaeological point of view it is still one of the most effective tool to gain information about archaeologically not surveyed areas, the application of the method has limitations, as any other research method, but the low detection rate of archaeological sites require in Hungary to examine the possibility of implementation and improvement.

The 350 km² study area lies in Eastern Hungary in an almost perfect lowland. The aim of this study was therefore twofold. Firstly, to find the usable environmental and sociological factors to create reliable models in lowland areas. Secondly, to examine the effect of different datasets (accuracy of archaeological datasets and implementing social factors) on the results of predictive models.

Lowland areas have always caused problems in predictive modelling, mostly because computational algorithms offered by different GIS software were somehow related to elevation changes. During the research 15 widely used computational algorithms from different software and Hungarian environmental databases were tested; among them, only 6 proved to have no spatial correlation with the others. Beside this aspect, geology, landform classification, pedology, wetness index layers, as a representative of social factors distance from most used least-cost path network layers were applied to build predictive models. The latter one was created after a combined rainfall-runoff and flood modelling,

where the most used segments of a regular grid based least cost path network were selected and buffered.

Two different archaeological datasets were used during the modelling. One was based on national site database and literature research, where the extent of different periods within the site polygons were unknown, although the number of sites were higher and evenly distributed. The second database originated from the results of a 25 m by 100 m gridded field survey covering more than 20 km² in the study area. This dataset relied on periodical site extents based on the collected artifacts, although it was not able to cover the whole study area.

During the creation of predictive models Weights of Evidence method was used, where the probability values were classified into four categories (very low, low, medium, high). In every model, variants of the different periods (Neolithic, Copper Age, Bronze Age, Iron Age, Sarmathian Period, Migration Period, Early Middle Ages and Late Middle Ages) were examined separately. Based on these 8 periodical models a combined one was created, where the maximum value of the aforementioned chronological units overlapped resulting a CRM type predictive model.

During the study four different model variants were created (v1 – literature dataset without least-cost network; v2 – literature dataset with least-cost network; v3 – field survey dataset without least-cost network; v4 – field survey dataset with least-cost network) which resulted in 36 (4*(8+1)) different models.

On the periodical models of v1 variant 25–33% of the study area was classified as medium and high probability zone, where 75–88% of training points occurred. Compared to field survey results, 97% of the collected 17822 artifacts were captured in these zones.

The comparison of v1 to v3 and v2 to v4 model variants respectively allows to measure impact of spatial resolution among the two archaeological datasets. The area of the very low zones increased with 5–17%, in the meanwhile a 10–30% growth is observed in the high probability zones.

The implementation of social factors, as distance from most used least-cost path network, compar-

ing v1 to v2 and v3 to v4 model variants were also possible. As a general trend, size of very low and high zones were increasing with $\pm 5\%$. 8–13% rise of training points were also observable in the high probability zones.

The combined implementation of field survey archaeological database and social factors, as distance from most used least-cost path network decreased the size of medium and high probability zones to 20–26%, while the percentage of training point increased from 75–87% to 83–94%. Therefore, the created models became more precise and accurate at the same time.