Légi hiperspektrális felvétel osztályozási pontosságának vizsgálata fás mintaterületen

LIKÓ Szilárd Balázs – BEKŐ László – BURAI Péter – MARI László

DOI: [10.30921/GK.73.2021.3.2](https://doi.org/10.30921/GK.73.2021.3.2)

Absztrakt: Jelen kutatásunkban osztályozási technikákat vizsgáltunk hiperspektrális légi felvételen, különböző fajok elkülönítésének céljával. A különböző módszerek alapját két képi jelerősítő transzformációtípus (PCA – főkomponens analízis, MNF – legkisebb zajhatású rész) és három irányított pixelalapú képosztályozási algoritmus (ML – Maximum Likelihood, SVM – Support Vector Machine, RF – Random Forest) és ezek kombinációja adta. A vizsgált terület egy a Mecsek lábánál elterülő dombos terület volt. A legmagasabb osztályozási pontosságot 81,16%-kal az MNF transzformált csatornákon elvégzett SVM-osztályozás hozta, 10 különböző faj esetén, egy közel két négyzetkilométeres mintaterületen. Ezt követően a meghatározott leghatékonyabb osztályozót kiterjesztettük a teljes felvételezett területre (13 km²), amelyen az 70,20%-os teljes pontossági értéket mutatott, immáron 16 különböző fajfajnál.

Abstract: In this paper, we are investigating the methodical work on classifying hyperspectral images, on a purpose to identify tree species. For this, we are testing two transformation method: PCA (Principal Component Analysis), MNF (Minimum Noise Fraction), and three classification variety ML (Maximum Likelihood), SVM (Support Vector Machine), RF (Random Forest) to find the best combination of these and the ideal number of bands used on classification. The investigated area took place in Hungary around Mecsek, in a hilly area. Our final result was an 81,16% overall accuracy value, with ten tree species, with MNF SVM combination, on an image cut around 2 km². After finding the best combination, we spread our research on a larger (13 km²) area, resulting in 70,20% overall accuracy with 16 tree species there.

Kulcsszavak: hiperspektrális légi felvétel, vegetációtérképezés, Maximum Likelihood Classifier (MLC), Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM)

Keywords: Aerial hyperspectral imagery, vegetation mapping, Maximum Likelihood Classifier (MLC), Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM)

Bevezetés

Az erdők fájainak faji összetétele igen meghatározó lehet több szempontból is, ilyen az erdészeti alkalmazás, a fa alapanyag mennyiségi becslése, a biomasszabecslés, a természetvédelem különböző területei, például az invazív fajok elterjedésének vizsgálata. Nem utolsósorban a klímaváltozás vizsgálatának is egyik alapja lehet az erdők faji összetételének, területi elterjedésének a változása és ennek a nyomon követése. Ez a szempont a 21. század egyik lényeges kutatási területévé teszi az erdőket, nem csak kizárólag hazánkban. Számos kutatás zajlik a világ minden részén, kiemelve a trópusi erdőket, melyek rendkívül érzékenyek a környezeti változásokra, és ez fokozódni fog a jövőben is (Clark et al. 2005). A kutatás célja egy fajfajterkép létrehozása egy erdőréstől a Mecsek lábánál, mely térkép a lombkorona szintjén elterülő fajokról ad információt. A kutatás során egy légi hiperspektrális felvételt dolgoztunk fel, melyet az Mecsekerdő Zrt.

biztosított számunkra. Ezen a felvételen, a mintaterületen lévő fajok szerinti osztályozás volt a cél, különös tekintettel arra, hogy milyen irányított osztályozási algoritmussal, illetve milyen és mennyi transzformált spektrális csatornával érhető el a legnagyobb osztályozási pontosság. A nemzetközi szakirodalomban sincs egyöntetű válasz a fajok elkülönítésére leginkább alkalmas transzformációk, alkalmazandó csatornaszámok és osztályozóalgoritmusok tekintetében. (Belgiu–Drăgut 2016, Melgani–Bruzzone 2004, Clark et al. 2005, Latifi et al. 2012). Ugyanakkor hazai kutatások is jellemzik a szakterületet. Burai et al. 2019-es kutatásában egy úgynevezett objektumalapú osztályozási módszert dolgozott ki, mely pontosabb és átláthatóbb fajfajterképet eredményezett. Burai et al. 2014-es kutatásában három különböző osztályozási módszert tesztelt az energianövények feltérképezésére; a legnagyobb osztályozási pontosságot a bináris döntési fán alapuló support vector machine

(SVM) osztályozás hozta. Deák et al. 2017-es kutatásában műholdfelvételek segítségével vizsgálta a Budai-hegység erdőségét; a kutatás során kevert osztályokat hoztak létre a felvétel pixelmérete (30 m) okozta keveredés elkerülése végett, lépésenkénti diszkriminanciaanalízist (SDA) használtak adatcsökkentés céljából, és SVM-osztályozást végeztek. A módszer magasabb teljes osztályozási pontosságot eredményezett, mint a hagyományos főkomponens-analízis SVM-osztályozással kombinálva.

Anyag és módszer

A mintaterület bemutatása

A vizsgált mintaterület a Mecsekerdő Zrt. működési területén, a Középmecsekben, Pécsről északra helyezkedik el közel 14 km²-en (46°08'06,90" É, 18°15'55,60" K). A hiperspektrális felvételekből készített mozaik – a látható színtartományban – az **1. ábrán** látható, a kiválasztott 2 km²-es mintaterülettel együtt. Az Erdőállomány Adattár (az erdőterkép hivatalos honlapja)

1. ábra. A teljes vizsgálati terület és a kivágott mintaterület elhelyezkedése (saját szerkesztés)

az ilyen összetett, sok fás szárú fajt tartalmazó erdős területek pixelalapú osztályozásának sikerességéhez. A különböző szakirodalmi forrásokban gyakran alkalmaznak ehhez hasonló, nagy térbeli felbontást (Burai et al. 2019, Clark et al. 2005, Tarabalka et al. 2010).

A terepi adatgyűjtés során precíziós GPS-eszköz segítségével az adott fafajhoz tartozó egyedek helykoordinátái kerültek rögzítésre, melyekből az irányított osztályozásokhoz szükséges tanító- és ellenőrző területek álltak elő. A felmért pontokat a területen elszórtan, jól megközelíthető és azonosítható helyen jelöltük meg. Mivel a területen is egyenlően eloszlásúak az egyes fafajok, ezért a felvett tanítóterületek pixelszáma is különböző.

Képfeldolgozás

A nyers felvételek előfeldolgozása során geometriai és atmoszférikus korrekciót alkalmaztunk. Vizuális interpretáció alapján, a felvételen látható zajos, zavaros csatornákat eltávolítottuk, melyek a számos spektrális csatorna és a különböző légköri viszonyok következtében gyakran fellelhetőek hiperspektrális légi felvételek esetében (Rasti et al. 2018). Ennek eredményeképpen a megtartott csatornák túlnyomó része a VNIR- (visible near infrared) tartományba esett, azaz a látható és a közeli infravörös tartományt jelenti. Ebből adódóan

és a felvételen látható lombkoronák alapján, valamint terepi adatgyűjtéssel a helyi szakemberek segítségével 16 faj került megkülönböztetésre, melyek tanító- és ellenőrző területi eloszlása, illetve az osztályozás során felhasznált kódja az 1. táblázatban látható.

A vizsgált 16 faj közül 11 megtalálható a kivágott mintaterületen, melyek megkülönböztető jelöléssel (szürke háttérrel) rendelkeznek a táblázatban. Ezen osztályokból a mintaterület és a teljes terület osztályozása során felhasznált tanító- és ellenőrző területek elkülönülve láthatóak a táblázatban.

Felhasznált adatok

A területet lefedő hiperspektrális légifelvétel-mozaik három lerepült sávból áll, melyek között az átfedés 30%-os, ami a torzulásmentes kép létrehozásához szükséges. A felvételeket a Mecsekerdő Zrt. bocsátotta a rendelkezésünkre. A három sávból álló mozaik 13,965 km² kiterjedésű területet fed le, de a limitált számítási kapacitás miatt az osztályzások teszteléséhez egy 2,03 km² kiterjedésű mintaterületet használtunk fel. A felvétel spektrális tartománya 400–2500 nm közé esik, és 420 spektrális csatornát tartalmaz. A légi felvétel terepi felbontása 1 m. Ez a részletesség szükséges

Fajfajkód	Magyar név	Latin név	Tanítóterület (pixelszám) Mintaterület/teljes	Ellenőrző terület (pixelszám) Mintaterület/teljes
A	Fehér akác	<i>Robinia pseudoacacia</i>	1197/344	600/76
B	Közönséges bükk	<i>Fagus sylvatica</i>	153/626	67/168
BL	Mirigyes bálványfa	<i>Ailanthus altissima</i>	578/263	331/80
BL_msz	Mirigyes bálványfa (magszóró)	<i>Ailanthus altissima</i>	139/588	17/248
CS	Csertölgy	<i>Quercus cerris</i>	0/513	0/167
CSNY	Madárcseresznye	<i>Cerasus avium L.</i>	245/209	65/79
EH	Ezüst hárs	<i>Tilia tomentosa</i>	150/317	66/76
FF	Feketefenyő	<i>Pinus nigra</i>	0/241	0/81
GY	Közönséges gyertyán	<i>Carpinus betulus L.</i>	83/897	44/233
HJ	Hegyi juhar	<i>Acer pseudoplatanus</i>	94/32	27/30
KST	Kocsányos tölgy	<i>Quercus robur L.</i>	270/154	76/26
KTT	Kocsánytalan tölgy	<i>Quercus petraea</i>	381/1555	134/314
LF	Lucfenyő	<i>Picea abies L.</i>	67/66	27/17
MOT	Molyhos tölgy	<i>Quercus pubescens</i>	0/169	0/54
VF	Vörösfenyő	<i>Larix decidua</i>	0/84	0/37
VK	Virágos kőris	<i>Fraxinus ornus</i>	0/119	0/22

1. táblázat. Az egyes fafajokhoz tartozó tanító- és ellenőrző területek pixelszáma

158 csatorna került további felhasználásra 442,51 nm és 1082,76 nm között. Ezen tartományon belül is fellelhetőek voltak zajos csatornák, főképpen a 950 nm-es hullámhossz környezetében.

A képosztályozások megkezdése előtt képi jelerősítő és adatcsökkentési eljárásokat alkalmaztunk, ilyen a PCA- (Principal Component Analysis) transzformáció, mely az analízis során ortogonális transzformáció segítségével választja ki a legkevésbé korreláló változókat, amik a legjobban elkülönítik és jellemzik a mért adatot, jelen esetünkben a sávokat (Latifi et al. 2012), így megkapjuk a főkomponenseket, amelyek információtartalmuk alapján vannak sorba rendezve. Ehhez hasonló az MNF- (Minimum Noise Fraction) transzformáció, mely két főkomponens-transzformációból áll össze; az első kiemeli a spektrális zajt a zaj kovarianciamátrixa segítségével, a második pedig prioritást ad az így megmaradt sávoknak, a jelerősség alapján (Hamada et al. 2007).

Ezen eljárásokat azért alkalmazzuk, mert a hiperspektrális felvételek gyakran hordoznak redundáns spektrális információt, mely különböző statisztikai módszerekkel alátámasztható, így a sávok jelentős része erősen korrelál egymással (Zhang-Xie 2012). Így az adat feldolgozhatósága és a számítási kapacitás csökkentése érdekében ezekhez hasonló dimenzióscsökkentési eljárásokat lehet alkalmazni. A transzformáción átesett csatornák nem rendelkeznek hullámhossz-attribútummal, hiszen ezek az algoritmusok a teljes adatkészlet (jelen esetben a spektrális tartomány) információját tömörítik, és sorolják be a transzformált csatornába. Mivel az osztályozásokhoz szükséges tanítótérületek fafajonként különböző mennyiségű pixelt tartalmaztak, így egyes osztályok felülreprezentáltak lehetnek a több tanítótérület következtében. Tehát a több tanítótérülettel rendelkező osztályok magasabb osztályozási pontosságot mutathatnak, így a fafaj osztályozhatósága a valóságnál jobb értéket mutathat a többi fajhoz képest. Ennek a kiküszöbölésére az egyes osztályokból 100 véletlenszerű pixelt használtunk fel az osztályozások

során, amely érték közelebb hozza a tanítótérületek mennyiségét, ugyanakkor elég a jó az osztályozás kivitelezéséhez. A hegyi juhar, lucfenyő és közönséges gyertyán osztályok esetében a tanítótérületek nem érték el a 100 pixelt, ezeknél a maximum került felhasználásra.

A munka során három különböző osztályozási algoritmust teszteltünk, melyek az ML (Maximum Likelihood), SVM (Support Vector Machine) és az RF (Random Forest) voltak. Az ML-algoritmus az osztályozás során minden meghatározott osztályra szórást és kovarianciamátrixot alkalmaz, hogy az adatok bizonyos csoportokba kerülési esélyét számítsa (Clark et al. 2005). Az SVM egy több dimenziós „hipersík” segítségével választja szét az adat pixeleit, és hozza létre az osztályokat; a hipersík akkor van jól elhelyezve, ha maximalizálja a legközelebbi tanulóadat és az elválasztó sík közötti távolságot (Richter et al. 2016). Az RF egy nem parametrikus osztályozási algoritmus, amely egy bináris döntési fát épít fel, s ezeken a döntéseken egyesével végighaladva helyezi egyre homogénebb osztályokba az adat pixeleit (Richter et al. 2016). Az osztályozások során kapott eredményeket klasszikus tematikus pontossági mutatókkal vizsgáltuk és értékeltük. Ilyen a teljes pontosság (OA), az előállítói pontosság (PA) és a felhasználói pontosság (UA). A teljes pontosság megvizsgálja, hogy az osztályozással létrehozott kategóriák mennyire

térnek el a valóságtól. Ezt ellenőrző területekkel teszi, és százalékos eredményt ad, melynél 100% az elméleti teljes pontosság. Az előállítói pontosság azt fejezi ki, hogy egy adott osztályozott pixel mekkora eséllyel került jó osztályba. A felhasználói pontosság annak százalékos arányát fejezi ki, hogy az adott osztályhoz tartozó kontrollterület hányad része lett valóban abba az osztályba sorolva az osztályozás során (Harris geospatial solutions inc. hivatalos honlapja).

Eredmények és kiértékelésük

Az egyik legfontosabb eredmény a legmagasabb pontosságot adó osztályozási típus, illetve transzformáció kiválasztása, melyhez a **2. ábra** nyújt segítséget, ahol az egyes osztályozási kombinációk teljes pontossága (OA) látható a csatornaszám függvényében. Az adatot az ellenőrző területek segítségével konfúziós mátrixokból állítottuk elő.

A legjobb eredményt az MNF transzformált csatornákon elvégzett SVM-osztályozó eredményezte, a maximumot az első 8 csatorna felhasználásával érte el, 77,65%-os teljes pontossággal. A **2. ábrán** jól látható, hogy nem csak a maximum esetében, de minden csatornaszámnál ez a típus hozta a legjobb eredményeket. Az MNF transzformált csatornákon alkalmazott RF-osztályozás 72,21%-os maximális teljes pontosságot mutat.

2. ábra. Az egyes osztályozási és transzformációtípusok teljes pontosságának diagramon való ábrázolása

Leggyengébb eredményt az ML-típusú osztályozások hozták, melynél úgyszintén az MNF-transzformáción átesett csatornák osztályozása volt hatékonyabb, 69,39%-os teljes pontossági értékkel, 22 felhasznált csatornánál.

Az osztályozások során az is kiderült, hogy mindhárom osztályozás esetében a maximális teljes pontosságot tekintve az MNF transzformált csatornák jobb eredményt hoztak, mint a PCA-transzformáción átesettek. Egyik típus sem éri el a 80%-os teljes pontossági értéket; ennek több oka is lehet, egyrészt a tanítóterületek mennyisége, mivel irányított osztályozási algoritmusokról van szó, melyeknek alapvető összetevője a tanítópixelek, s a pixelszámok növelésével a hatékonyságuk is növelhető. Az egyes osztályok felülreprezentáltsága miatt 100 pixelben maximáltuk a tanítóterületeket, mely befolyásolta az eredményt, hiszen a tanítóterületek mérete egy fontos összetevője az irányított osztályozási algoritmusoknak. Ennek bizonyítására a leghatékonyabb osztályozást, tehát a 8 MNF-csatornán történő SVM-osztályozást lefuttattuk a maximális rendelkezésre álló tanítóterületekkel is. Habár az eredmény az osztályok közötti torzulással is járhat, a 78,61%-os értékkel majdnem egy százalékpontot növekedett a teljes pontosság. További eredményjavító lehetőséget rejt magában az egyes kevert osztályok egyesítése, mint a bálványfa, illetve a magszóró bálványfa, ugyanis ezek megkülönböztetése igen nehézkes, a két osztály egybevonásával az osztályozás teljes pontossága 81,16%-ra növekedett.

A 3. ábrán látható a legnagyobb teljes pontosságot adó osztályozott kép. A képről a legszembetűnőbb az akácok jelentős elterjedése, mely egy invazív fafaj és nagy problémát jelent a területen, jellemzően a hazai erdeinkben, a gyors és agresszív elterjedése miatt. Nagy veszélyforrást jelent, mivel ahol megjelenik, ott kiszoríthatja az egyéb, őshonos fajokat. Főként erdőfelújításokban és fiatal faegyedek fejlődésénél okoz problémát. Ezen okokból következően a detektálása, területi elterjedésének vizsgálata fontos természetvédelmi

3. ábra. A legnagyobb teljes pontosságot elért osztályozás eredménye (MNF-transzformáció 8 csatornája SVM-osztályozással)

szempontból, osztályozásának módszertana további és folyamatos fejlesztést igényel (Kovács et al. 2019). Az akácként osztályozott területen (barna szín a képen) főként fiatalabb állományú (10-15 éves) akácok találhatók. Az akácpixelek között megjelenő egy-egy más osztályba tartozó pixelek, valószínűleg a hibásan osztályozott pixelek, hiszen a felső lombkoronaszinten zajlik az osztályozás, és az akácállomány lombkoronája zártnak tekinthető. Egy-egy pixel mégis hibásan jelentkezhet a lombkoronák közötti árnyékos, kevert reflektanciájú területeken, s mivel a pixelméret 1×1 méter, valószínűbb a hiba, mint az egyéb közbeékelődő kisebb lombkoronával rendelkező fák jelenléte.

Az osztályozási pontosság eredményeinek jobb megértése és az osztályok keveredésének az ellenőrzése végett a 2. táblázatban a 8 MNF transzformált csatornán elvégzett SVM-osztályozás hibamátrixa látható, mely az ellenőrzési folyamat során alkalmazott konfúziós mátrixokból nyert adatokat tartalmaz. A

hibamátrix főátlójában az egyes osztályok előállítói pontossági (helyes besorolás) értékei láthatók hasonló színezéssel, a főátlón kívül pedig az egyes osztályok keveredése (hibás besorolás) százalékban kifejezve.

A hibamátrix alapján a legalacsonyabb osztályozási pontossága a magszóró bálványfának (BL_ms) volt (PA = 47,06%), ami leginkább a nem magszóró bálványfákkal (BL) keveredett 35,29%-ban. Ez a gyakorlatban nem okoz nagy gondot, mivel egy fafajba tartoznak, viszont a madárcseresznyével (CSNY) is keveredett 17,65%-ban, ami már a terepi inváziós kezelés szempontjából problémát okozhat. Több másik osztály esetében is 10% feletti keveredést tapasztaltunk a bálványfa esetében, nevezetesen a bükk (B), gyertyán (GY) és a madárcseresznye kategóriáknál, mely alapján kijelenthető, hogy az eredménytérképen a bálványfa felülreprezentált. Kiugró érték látható a gyertyán esetében is, ami leginkább a közönséges bükk osztállyal keveredett. Érdekeség ezzel kapcsolatban, hogy a bükk osztály más fafajokkal

Osztályok	B	HJ	EH	KST	LF	KTT	GY	CSNY	A	BL_msz	BL
B	70,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	31,82	0,00	0,00	0,00	0,60
HJ	0,00	92,59	0,00	3,95	0,00	0,00	0,00	0,00	0,33	0,00	1,21
EH	0,00	0,00	96,97	3,95	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,30
KST	0,00	7,41	0,00	75,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,67	0,00	1,51
LF	0,00	0,00	0,00	0,00	92,59	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,60
KTT	8,96	0,00	0,00	11,84	0,00	69,40	0,00	13,85	0,00	0,00	0,00
GY	2,99	0,00	0,00	0,00	0,00	16,42	65,91	4,62	0,33	0,00	0,00
CSNY	4,48	0,00	0,00	2,63	0,00	13,43	2,27	67,69	0,83	17,65	10,88
A	0,00	0,00	3,03	2,63	0,00	0,00	0,00	1,54	81,33	0,00	0,00
BL_msz	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,17	47,06	9,67
BL	13,43	0,00	0,00	0,00	7,41	0,75	0,00	12,31	16,33	35,29	75,23

2. táblázat. Hibamátrix a 8 MNF transzformált csatornán futtatott SVM-osztályozás eredményéből

nem, vagy csak kismértékben keveredett. Az említettekkel ellentétben a hegyi juhar (HJ), ezüst hárs (EH) és lucfenyő (LF) osztályok esetében magas előállítói pontosság látható, e három osztály esetében 90% feletti az ellenőrző területeken a jól osztályozott pixelek aránya, a keveredés mértéke csekély, ami megbízható elkülöníthetőséget jelez.

A teljes terület vizsgálata

Az előző fejezetben bemutatott kutatási folyamat során feltárt leghatékonyabb osztályozási módszert, tehát az MNF-csatornákon történő SVM-osztályozást a teljes területen is teszteltük. A terület majdnem a hétszerese az előzőekben bemutatottnak, ezzel együtt az osztályozásba is 5 további fajtát vontunk be, így összesen 16 osztály került megkülönböztetésre. Az osztályozás teljes pontossága 70,20% volt, 18 MNF transzformált csatorna felhasználásával. A 4. ábrán a megjelölt 16 fajfaj térbeli mintázata látható, melyből a legjobban kitűnő az akác (A), a kocsánytalan tölgy (KTT) és a gyertyán (GY).

Eredményekből levont következtetések

Azonos bemeneti adattal a különböző osztályozó algoritmusok különböző eredményt mutatnak. Habár ez a felvétel magától értetődőnek látszik, megindokolja miért is lényeges a megfelelő osztályozási módszert kiválasztani, a minél jobb eredmény elérése érdekében. A transzformációk közül az MNF mindhárom megvizsgált osztályozásnál jobb eredményt hozott, mint a PCA-típusú, a

4. ábra. A teljes vizsgálati terület 18 MNF-csatornát alkalmazó SVM-osztályozásának eredménye

legmagasabb elért teljes pontossági értéket nézve.

Az egyes osztályozási típusok más és más transzformált csatornaszám bevonásánál érték el a maximális teljes pontosságukat. Az azonos osztályozási típusnál, de különböző transzformált csatornákkal is eltérő eredmény látszik. Ez újabb okot ad a módszer kutatására. Alátámasztható, hogy az osztályozásoknál nincsen meghatározott csatornaszám a legpontosabb eredmény elérésére. Szükséges tehát a különböző osztályozásoknál a csatornaszámok változtatásával tesztelni a hatékonyságot.

A Mecsek lábánál elterülő vizsgált erdős területen a legjobb transzformációtípusnak az MNF bizonyult, a leghatékonyabb osztályozási algoritmusnak pedig az SVM. Olyannyira, hogy minden vizsgált

csatornaszámnál ez a kombináció hozta a legmagasabb teljes pontosságot, számos kutatásban és vizsgálatban alkalmazzák; különböző területeken is gyakran ez a típus hozza a legjobb eredményeket (Melgani-Bruzzzone 2004).

A tanítóterületek növelésével az osztályozások hatékonysága javítható. Jobb eredménnyel szolgálhatott volna, ha egységesen magasabb a pixelszám a területen, egyenletes eloszlásban, ez természetesen a gyakorlatban ritkán fordul elő, mivel a fajok eloszlása sem egyenletes. Habár itt megjegyzendő, hogy ahol a tanítóterületek nem érték el a 100 pixel méretet ott nem hoztak egyértelműen rosszabb eredményt a többi osztálynál, kivéve a lucfenyőt, mely így is kiemelkedő pontosságot mutatott.

Összefoglalás

Mindezt összevetve az MNF transzformált csatornák SVM-algoritmussal történő osztályozását tudjuk felmutatni mint a leghatékonyabb módszert, melynek teljes osztályozási pontossága elérte a 81,16%-os értéket, a maximális rendelkezésre álló tanítótérületek felhasználásával. Ez az eredmény a felmért mintaterület 10 osztályának az összessége, amit a bálványfaosztályok (BL, BL_ms) összevonásával értünk el, melyre a nagymértékű keveredés adott okot. Az eredmény erre az osztályszámra vonatkozólag is a technológia jó használhatóságát mutatja. A teljes pontossági értékek mellett jelentős eredményt hozott a fajok osztályozási eredményének külön-külön történő elemzése, mely alapján meg lehet különböztetni a nehezen és a jól osztályozható fajokokat. A legmagasabb pontossági értéket a hegyi juhar, a lucfenyő, az ezüst hárs és az akác mutatta, szemben a madár-cseresznyével és a bálványfával. A teljes terület vizsgálatánál az eredmény elmaradt az előbbihez képest, ahogy az várható is volt; itt a számos, mintegy 16 osztály megkülönböztetése nagyobb hibafaktort jelentett, de ezzel együtt is 70,20%-os teljes pontossági értéket jelzett.

Köszönetnyilvánítás

Köszönetünket fejezzük ki az Envirosense Hungary Kft.-nek és a Mecsekerdő Zrt.-nek a kutatásban való közreműködésükért, a rendelkezésünkre bocsátott adatokért és erőforrásokért. A tanulmány alapjául szolgáló kutatást az Innovációs és Technológiai Minisztérium által meghirdetett Tématerületi Kiválósági Program (TKP2020-NKA-04) támogatta. Likó Szilárd Balázs munkája az Innovációs és Technológiai Minisztérium Kooperatív Doktori Program Doktori Hallgatói Ösztöndíjprogramjának a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Alapból finanszírozott szakmai támogatásával készült.

Irodalom

- Belgiu, M. – Drăgut, L. 2016. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 114, pp. 24–31.
DOI: [10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011)
- Burai, P. – Bekő, L. – Lénárt, C. – Tomor, T. – Kovács, Z. 2019. Individual Tree Species Classification Using Airborne Hyperspectral Imagery And Lidar Data. 10th Workshop on Hyperspectral Imaging and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing pp. 1–4.
- Burai, P. – Bekő, L. – Lénárt, C. – Tomor, T. 2014. Classification of energy tree species using support vector machines. 6th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS).
DOI: [10.1109/whispers.2014.8077499](https://doi.org/10.1109/whispers.2014.8077499)
- Clark, M. L. – Roberts, D. A. – Clark, D. B. 2005. Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales. Remote Sensing of Environment 96, pp. 375–398.
DOI: [10.1016/j.rse.2005.03.009](https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.03.009)
- Deák Márton – Telbisz Tamás – Árvai Máttyás – Mari László – Horváth Ferenc – Kohán Balázs – Szabó Orsolya – Kovács József 2017. Heterogeneous forest classification by creating mixed vegetation classes using EO-1 Hyperion. International Journal of Remote Sensing 38, pp. 5215–5231.
DOI: [10.1080/01431161.2017.1325529](https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1325529)
- Hamada, Y. – Stow, D. A. – Coulter, L. L. – Jafolla, J. C. – Hendricks, L. W. 2007. Detecting Tamarisk species (Tamarix spp.) in riparian habitats of Southern California using high spatial resolution hyperspectral imagery. Remote Sensing of Environment 109, pp. 237–248.
DOI: [10.1016/j.rse.2007.01.003](https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.01.003)
- Kovács, Z. – Burai, P. – Bekő, L. – Varga, O. – Lénárt, Cs. – Hunyadi, G. – Tomor, T. 2019. Invasive tree species detection based on the fusion of hyperspectral images and LiDAR data. Geophysical Research Abstracts 21, p. 1
- Latifi, H. – Fassnacht, F. – Koch, B. 2012. Forest structure modeling with combined airborne hyperspectral and LiDAR data. Remote Sensing of Environment, 121, pp. 10–25.
DOI: [10.1016/j.rse.2012.01.015](https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.015)
- Melgani, F. – Bruzzone, L. 2004. Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images With Support Vector Machines. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 42, pp. 1778–1790.
DOI: [10.1109/tgrs.2004.831865](https://doi.org/10.1109/tgrs.2004.831865)
- Rasti, B. – Scheunders, P. – Ghamisi, P. – Licciardi, G. – Chanussot, J. 2018. Noise Reduction in Hyperspectral Imagery: Overview and Application. Remote Sensing, 10(3), 482.
DOI: [10.3390/rs10030482](https://doi.org/10.3390/rs10030482)
- Richter, R. – Reu, B. – Wirth, C. – Doktor, D. – Vohland, M. 2016. The use of airborne hyperspectral data for tree species classification in a species-rich Central European forest area. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 52, pp. 464–474.
DOI: [10.1016/j.jag.2016.07.018](https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.07.018)
- Tarabalka, Y. – Chanussot, J. – Benediktsson, J. A. 2010. Segmentation and Classification of Hyperspectral Images Using Minimum Spanning Forest Grown From Automatically Selected Markers. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 40(5), pp. 1267–1279.
DOI: [10.1109/tsmcb.2009.2037132](https://doi.org/10.1109/tsmcb.2009.2037132)
- Zhang, C. – Xie, Z. 2012. Combining object-based texture measures with a neural network for vegetation mapping in the Everglades from hyperspectral imagery. Remote Sensing of Environment 124, pp. 310–320.
DOI: [10.1016/j.rse.2012.05.015](https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.05.015)
- Zhong, Y. – Wang, X. – Xu, Y. – Wang, S. – Jia, T. – Hu, X. – Zhang, L. 2018. Mini-UAV-Borne Hyperspectral Remote Sensing: From Observation and Processing to Applications. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine 6(4), pp. 46–62.
DOI: [10.1109/mgrs.2018.2867592](https://doi.org/10.1109/mgrs.2018.2867592)
- Erdőtérkép hivatalos honlapja: <https://erdoterkep.nebih.gov.hu/>
Harris geospatial solutions inc. hivatalos honlapja: www.harrisgeospatial.com

**Likó Szilárd
Balázs**
doktorandusz

Eötvös Loránd Tudományegyetem
Földtudományi Doktori Iskola
liko.szilard.balazs@gmail.com

Bekő László
tudományos
segédmunkatárs

Debreceni Egyetem, Távérzékelési
Szolgáltató Központ
beko.laszlo@unideb.hu

Dr. Burai Péter
tudományos
főmunkatárs

Debreceni Egyetem, Távérzékelési
Szolgáltató Központ
burai.peter@unideb.hu

Dr. Mari László
egyetemi docens

Eötvös Loránd Tudományegyetem,
TTK FFI Természetföldrajzi Tanszék
laszlo.mari@ttk.elte.hu