

Debreceni Egyetem
Természettudományi és Technológiai Kar
Földtudományi Intézet



**Hiperspektrális képosztályozás erdővel
borított mintaterületen**

OTDK-dolgozat

Készítette:
Kovács Lilla
II. évf. geográfus MSc

Témavezető:
Dr. Abriha Dávid
egyetemi adjunktus

A dolgozat lezárásának dátuma: 2024. december 28.

Debrecen, 2024

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés, célkitűzés.....	4
2. Szakirodalmi áttekintés	5
2.1. Távérzékelés	5
2.1.1. Távérzékelés alapjai	5
2.1.2. Távérzékelés fizikai háttere	5
2.2. Hiperspektrális távérzékelés	7
2.3. Pansharpening.....	8
2.4. Főkomponens-analízis	9
2.5. Képosztályozás	9
2.5.1. Maximum Likelihood osztályozó algoritmus.....	9
2.5.2. Support Vector Machine osztályozó algoritmus	10
2.6. Képosztályozás pontosságának ellenőrzés	10
3. Anyag és módszertan	12
3.1. Mintaterület bemutatása	12
3.2. Felhasznált adatok	14
3.2.1. Műholdfelvétel	14
3.2.2. Erdészeti adatok.....	14
3.3. Alkalmazott módszerek	15
3.3.1. Tanító- és ellenőrző területek létrehozása.....	15
3.3.2. Maszk készítés.....	16
3.3.3. Pansharpening elvégzése	16
3.3.4. Főkomponens-analízis elvégzése	17
3.3.5. Ellenőrzött osztályba sorolások elvégzése.....	17
3.3.6. Osztályozási eredmények pontosságvizsgálata	17
4. Eredmények	18
4.1. Pansharpening.....	18
4.2. Főkomponens-analízis	18
4.3. A képosztályozás eredménye három kategória esetében.....	19
4.3.1. Ellenőrzött osztályba sorolás	19
4.3.1.1. Maximum Likelihood osztályozás	20
4.3.1.2. Support Vector Machine osztályozás	21
4.3.2. Pontosságvizsgálat	22

4.4. A képosztályozás eredménye öt kategória esetében.....	23
4.4.1. Ellenőrzött osztályba sorolás	23
4.4.1.1. Maximum Likelihood osztályozás	24
4.4.1.2. Support Vector Machine osztályozás	25
4.4.2. Pontosságvizsgálat	25
5. Következtetés	27
Köszönetnyilvánítás.....	28
Irodalomjegyzék	29

1. Bevezetés, célkitűzés

Az űrtechnológia fejlődése, valamint a földi és légi távérzékelés egyre szélesebb körű elterjedése magával hozta a távérzékelte adatok könnyebb hozzáférhetőségét és folyamatosan javuló minőségét. Lehetőség nyílik a távérzékeléssel gyűjtött adatokat minél változatosabb területeken történő felhasználására.

Magyarország kiterjedt, összefüggő erdőkkel rendelkezik, melyek jellemzőinek nyilvántartása szükséges az állapotainak folyamatos monitoringozása érdekében. Az ilyen nagy kiterjedésű területek esetében ezen adatok folyamatos frissítése idő- és energiaigényes feladat lehet. Azt szerettem volna megtudni, hogy a távérzékelte, azon belül a hiperspektrális felvételek mennyire lehetnek alkalmasok ilyen jellegű és minőségű adatok kinyerésére. A különböző erdőrészletek elkülönítését tűztem ki célul. Azt vizsgáltam, hogy különböző osztályozási algoritmusok mekkora pontossággal képesek azonosítani az erdős területeken leggyakrabban előforduló fajtákat.

A vizsgálatot Debrecen környéki erdőken végeztem el. Összesen öt különböző, a környéken meghatározó fajtát különítettem el, és összességében ezekre levezetve végeztem vizsgálatokat. Ezen fajták az akác, a kocsányos tölgy, az erdeifenyő, a nyár és a vörös tölgy voltak. Őshonos és adventív fajok egyaránt kerültek be az osztályozásba. Egy folyamatosan frissíthető adatbázis az adventív fajok arányának nyilvántartásában is segítségül lehet, különösebb tekintetben természetvédelmi területek esetében.

Dolgozatomban a Debrecen környéki erdők egy kijelölt részének a fajalapú osztályozását hajtottam végre kétféle osztályozó algoritmus segítségével, öt kategóriát figyelembe véve, egészzé téve a folyamatot a tematikus pontosság ellenőrzésével.

2. Szakirodalmi áttekintés

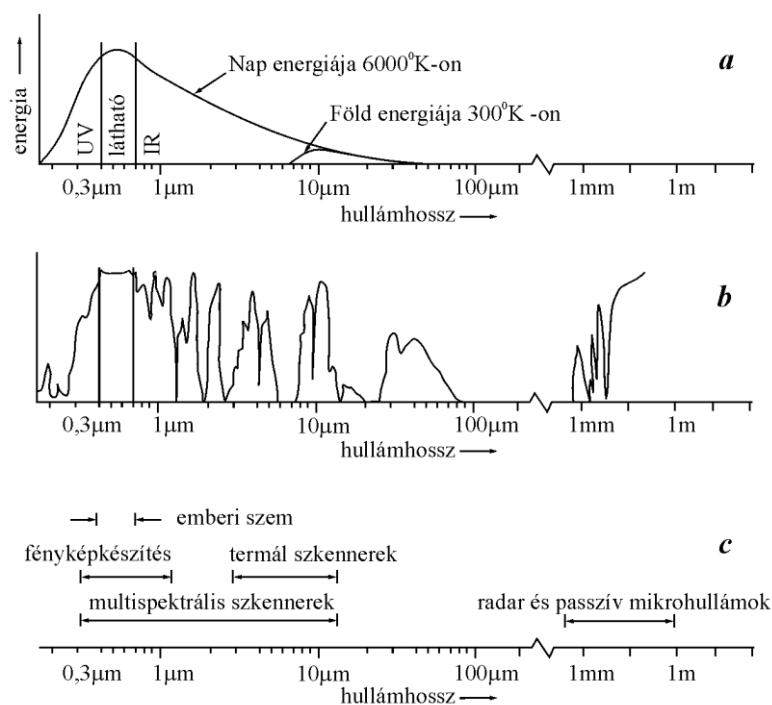
2.1. Távérzékelés

2.1.1. Távérzékelés alapjai

Akkor beszélünk távérzékelésről, ha az adott objektumtól, folyamattól, jelenségtől eltávolodunk, úgy végzünk méréseket, hogy nem vagyunk közvetlen fizikai kapcsolatban velük. A távérzékelés magába foglalja a mérés folyamatát továbbá az így nyert adatok feldolgozását. A környezetünkben megtalálható objektumok a rájuk eső elektromágneses sugarakat különböző mértékben verik vissza. A távérzékelés során ezeket detektáljuk. Ha a Napból érkező elektromágneses sugarak verődnek vissza a felszínről passzív távérzékelésről beszélünk. Abban az esetben, ha mi magunk bocsájtjuk ki őket, aktív távérzékelés történik. (Lóki, 1996)

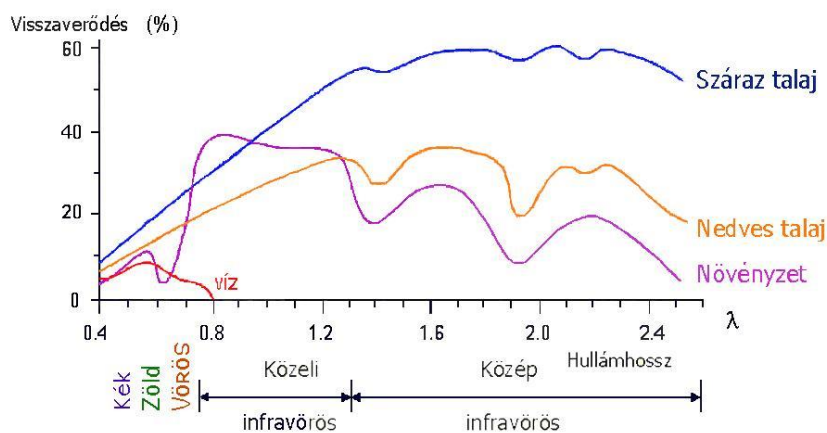
2.1.2. Távérzékelés fizikai háttere

Az elektromágneses hullámok különböző hullámhosszal terjednek. Az elektromágneses színeképet hullámhossztartományokra bonthatjuk. A szemünkben található érzékelő receptorok, a csapok a láthatófény tartományában érzékelnek kék (0,4-0,5 μm), zöld (0,5-0,6 μm) és vörös (0,6-0,7 μm) színeket. A távérzékelésben viszont ettől sokkal szélesebb spektrumot használunk föl a képalkotásra. (Mucsi, 1995) Az adatgyűjtéshez kiválasztott hullámhossztartományokat több tényező is befolyásolja, elsősorban a légkör fényáteresztő képessége (1. ábra). Azt, hogy mely sugárzások érik el a földfelszínt, a légköri ablakok megléte befolyásolja, azaz hol kisebb a légkör abszorpciós képessége (Horváth, 2008). Másrészt pedig figyelembe kell venni az érzékelni kívánt tartomány energia mennyiségét. Ez a látható fény tartományban a legnagyobb mértékű. Nem véletlen, hogy az emberi szem ezt használja föl a képalkotásra. Viszont az általunk nem érzékelt hullámhosszok többlet információval szolgálnak számunkra. Ebből kifolyólag a távérzékelésben a látható fény hullámhossz tartományát és többnyire az infravörös hullámhossz tartományokat (közeleli infravörös [near-infrared; NIR], rövid hullámhosszú infravörös [short-wave infrared; SWIR], termális infravörös) is fölhasználjuk.



1. ábra Az energiaforrás (a), a légköri hatások (b) és az érzékelő rendszer (c) spektrális tulajdonságai
Forrás: Mucsi, 2013

Annak függvényében, hogy mi a vizsgálat tárgya, figyelembe kell venni annak spektrális visszaverődési görbét (2. ábra). A spektrális visszaverődési görbe megmutatja a tárgy reflektancia értékét a hullámhossz függvényében. (Mucsi, 1995). Különböző felszínborításhoz eltérő spektrális visszaverődési görbék társulnak. A növényzet a legnagyobb mértékben a NIR sugarakat veri vissza.



2. ábra A különböző felszínborítások spektrális visszaverődési görbéi
Forrás: Internet 1

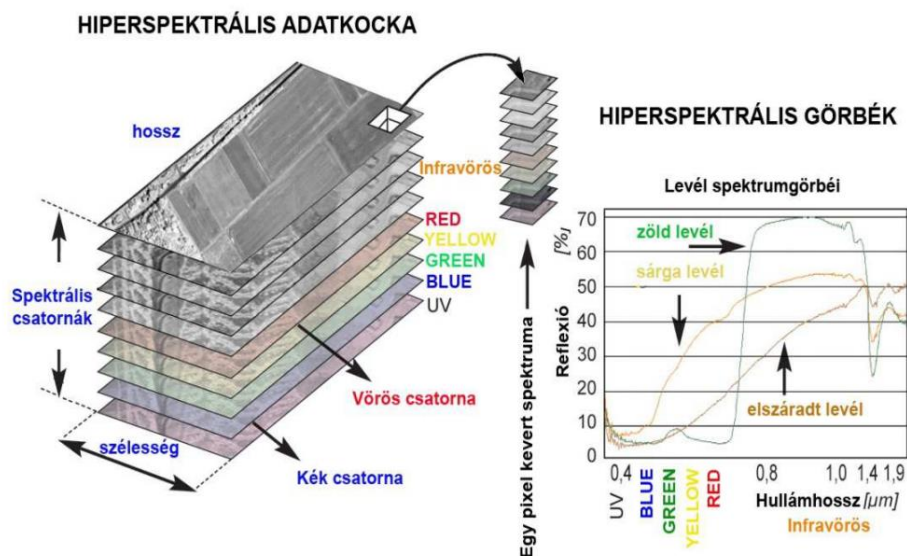
2.1.3. Távérzékelés történeti áttekintése

A távérzékelés történeti fejlődése hosszú utat járt be, mire a mai fejlettségét elérte. 1858-ban készítette el egy francia fényképész az első légifényképét egy léggömbön utazva. 1898-ban pedig egy svájci geológus már kifejezetten geológiai céllal fényképezte a Jura hegységet. Majd az 1900-as évek elején a repülőgépek megjelenésével nagyobb teret nyert. A sztereoképek készítése szintén elindult és lényeges fejlődést jelentett. Ebben az esetben, egy időben két kép készül ugyanazon területről, melynek eredményeképpen térhatást érzékelhetünk, a domborzat tanulmányozását megkönnyítve. A műholdak egy előfutáraként jelentek meg a rakétákra erősített fényképező- és mozgófilm-felvevőgépek. (Lóki, 1996)

1959. augusztusában az Explorer-6 nevű, Föld körüli pályára állított mesterséges hold fedélzetéről elkészült az első fénykép. Természetesen elsőként hadászati célokra fejlesztették ki a műholdakat és csak a későbbiekben váltak civilek számára is elérhetővé az általuk készített felvételek. A földmegfigyelő műholdak megjelenése előtt a meteorológiai célokkal földkörüli pályára állított műholdak szolgáltattak adatot a távérzékelés számára. Ilyen volt például az 1960-ban megjelenő TIROS-sorozat vagy a Szovjetunióban felbocsátott Kozmosz-1. Az első természeti erőforrás és ásványkincsek felkutatására specializált mesterséges hold, az ERTS-1, későbbi Landsat névre keresztelt műhold család első tagjaként 1972. július 23-án kezdte meg működését (Lóki, 1996).

2.2. Hiperspektrális távérzékelés

A távérzékelésben háromféle módszerrel rögzítik a különböző célokra kifejlesztett szenzorok az elektromágneses sugárzást. Megkülönböztetünk pankromatikus, multispektrális és hiperspektrális felvételeket. Ezek között az eltérést a spektrális felbontás minősége adja, azaz milyen sáv szélességen érzékelnek a szenzorok (Mucsi, 1995). A pankromatikus felvétel csupán egy csatornát tartalmaz, de annak sáv szélessége lefedi az elektromágneses spektrum látható és közeli infravörös tartományát egyidejűleg. A multispektrális felvételek már több csatornát tartalmaznak és egy-egy csatorna szélesebb elektromágneses hullámtartományt ölel fel. Ezzel szemben a hiperspektrális felvétel sok, akár több száz csatornát is tartalmazhat, keskeny sáv szélességgel. A spektrális sávok összeérnek, folytonos illeszkedésben követik egymást a hullámhossz tartományok az elektromágneses spektrumon. (Kozma-Bognár, 2012)



3. ábra Hiperspektrális felvétel értelmezése
Forrás: Kozma-Bognár, 2012

A hiperspektrális felvétel fő jellemzője az úgynevezett „adatkocka”. Az adott területről a különböző sávokban készült képek egymásra illeszthetők, ezek képezik az adatkockát (Hargitai, 2006), így az adatok rendezetten, háromdimenzióban jelennek meg (3. ábra). Az x és y tengely mutatja a távolságokat, a z tengely pedig a hullámhossztartományt. Ez a módszer lehetőséget ad arra, hogy a felszín azon részletéről, amelyet egy képelem ábrázol, függőlegesen kiolvassuk a különböző hullámhosszakhoz tartozó spektrális visszaverődési értékeket. Ennek eredményeként egy folytonos spektrális reflektancia görbét kapunk (Kozma-Bognár, 2012).

2.3. Pansharpening

Az eljárás célja a nagyobb vizuális részletesség elérése a távérzékelte felvételek esetében. A multispektrális- és hiperspektrális felvételek geometriai felbontásának feljavítása érdekében alkalmazzák. Egy hiperspektrális felvétel kiemelkedően jó spektrális felbontással rendelkezik, míg geometriai felbontása rendszerint alacsonyabb. Ezzel szemben egy pankromatikus felvétel geometriai felbontása magas és a spektrális felbontása alacsony. Ez lehetőséget ad nekünk arra, hogy a kettő kombinációjaként létrehozzunk egy jobb térbeli tulajdonsággal rendelkező képet, amely megtartja a magas csatornaszámot és a jó minőségű spektrális felbontást, lehetővé téve ezzel a földfelszín részletesebb ábrázolását. Persze a módszer nem tökéletes, vannak hátrányai, de az előállított többlet információ mennyiségéhez viszonyítva elhanyagolhatók ezen a hiányosságok (Internet 2).

2.4. Főkomponens-analízis

A főkomponens-analízis (*Principal Component Analysis*; PCA) egy dimenziócsökkentő eljárás (Internet 2). A hiperspektrális felvétel fő tulajdonsága, hogy nagy számú csatornán rögzít értékeket. A sok adat többlet információt szolgáltat számunkra, ugyanakkor megnehezíti és lassítja a feldolgozást. A hiperspektrális képfeldolgozás során egyfajta előfeldolgozásként alkalmazható a PCA, elősegítve ezzel a képosztályozást. A PCA eljárás lényege, hogy új főkomponenseket hoz létre az eredeti csatornák értékeiből számítva. A dimenziócsökkentés során törekszik az eljárás a maximális variancia megtartására, ezzel csökkentve az információvesztést (Internet 3). A létrehozott főkomponensekből már az első néhány mesterséges változó magyarázza az adatok jelentős részét (Craig – Jie, 2002).

2.5. Képosztályozás

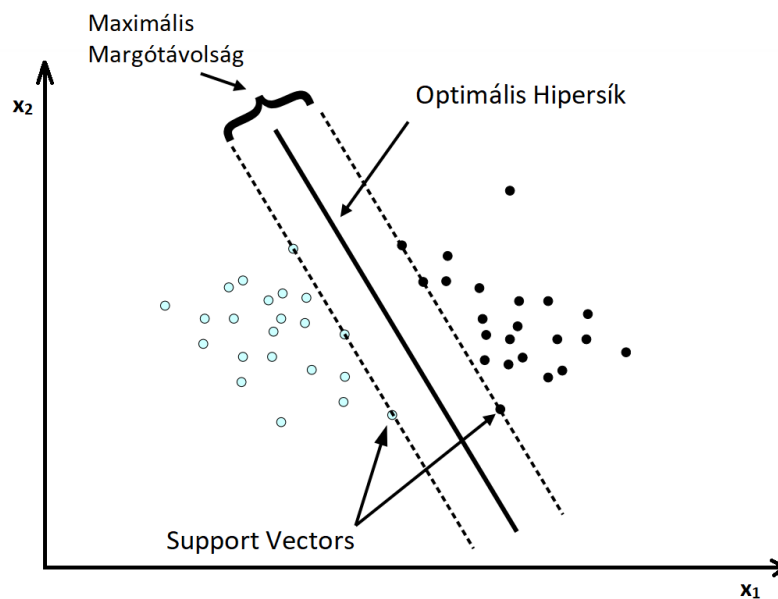
Egy műholdfelvétel rengeteg információt hordoz a felszín jelenségeiről, objektumairól vagy folyamatairól. A képfeldolgozás célja mindig az, hogy olyan információt nyerjünk ki a műholdfelvételtől, amely számunkra lényeges és hasznos, az adott vizsgálat szempontjából új információt hordoz. A képfeldolgozás hatékony módszere a képosztályozás. Képosztályozáskor valamilyen tematika szerint egységes, homogén foltokat igyekszünk létrehozni a műholdfelvétel pixelértékei alapján (Szabó, 2013). A pixelértékek osztályba sorolását végezhetjük ellenőrzött vagy nem ellenőrzött módon is. Az ellenőrzött osztályba sorolás lényege, hogy mi magunk adjuk meg az osztályozás alapjául szolgáló pixelértékeket tanítóterületek segítségével. Számos különféle módszer létezik az ellenőrzött osztályba sorolás elvégzésére. Ezek közül kettő gyakran használt eljárás a *Maximum Likelihood* (ML) és a *Support Vector Machine* (SVM).

2.5.1. Maximum Likelihood osztályozó algoritmus

Az algoritmus a legnagyobb valószínűség elvén alapul. Egy valószínűségi sűrűségfüggvény írja le a tanulóterületen belüli pixelértékek eloszlását (Szabó, 2013). Ennek segítségével kiszámíthatjuk, hogy a pixel mekkora valószínűséggel tartozik az adott osztályhoz. Az eljárás abba az osztályba fogja besorolni a pixelt, amelyikhez a legnagyobb valószínűséggel tartozik (Kristóf, 2005).

2.5.2. Support Vector Machine osztályozó algoritmus

Az SVM egy olyan képosztályozási eljárás, amely az osztályok elkülönítésére egy optimális elválasztó hipersíkot keres, maximalizálva a határértékeket az osztályok legközelebbi pontjai között (Meyer, 2015). A határon elhelyezkedő pontokat *support vector-oknak*, azaz támasztó pontoknak nevezzük (4. ábra). A margó közepén helyezkedik el az optimális elválasztó hipersík. Az SVM osztályozási módszer jól alkalmazható komplex, magas dimenziószámú felvételek osztályozásához (Szilágyi et al., 2014). Ez a tulajdonsága előnyt jelent a hiperspektrális felvételek feldolgozásában.



4. ábra A Support Vector Machine osztályozási elv
Forrás: Meyer, 2015

2.6. Képosztályozás pontosságának ellenőrzés

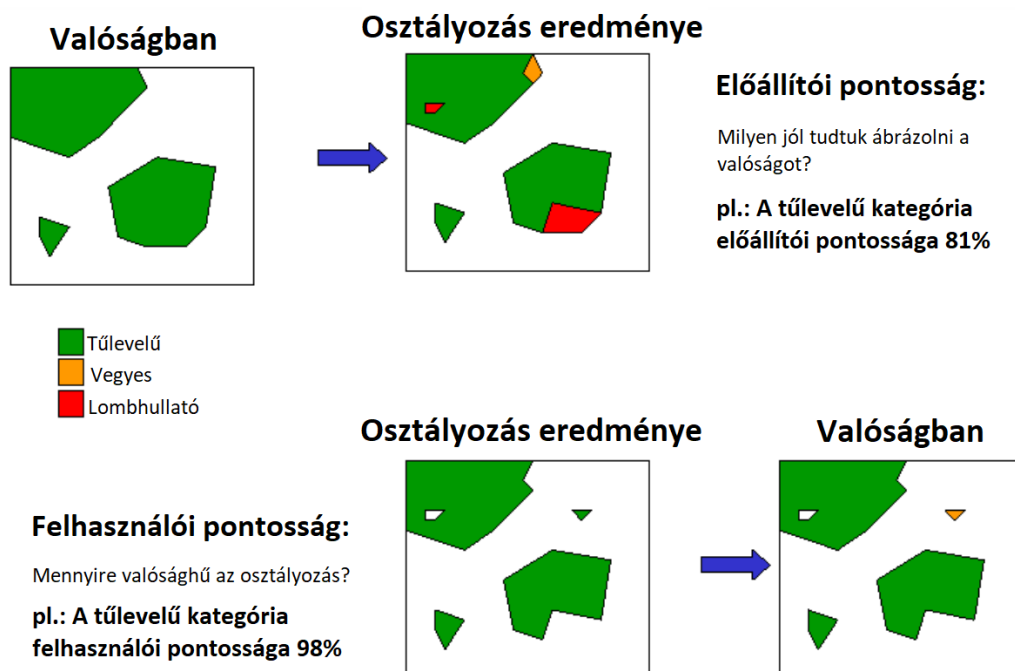
Az osztályba sorolás helyességének megállapítása pontosságvizsgálattal történik. A pontosságvizsgálattal leellenőrizhető az osztályba sorolás eredményessége, valamint kimutatható annak pontatlansága és a hibás besorolás mértéke. Az elvégzéséhez teszt adatokra van szükség. Ezek lesznek az úgynevezett ellenőrző területek. Az ellenőrző területekről teljes biztonsággal meg kell tudni mondani, hogy melyik osztály részét képezik, valamint minden osztályhoz kell, hogy tartozzon ellenőrző terület. Első lépésben hibamátrixot készítünk a beosztályozott felvétel és az ellenőrző területek pixelértékei alapján. A hibamátrix megmutatja

a helyesen beosztályozott és félreosztályozott pixelek számát (Internet 4). Az így előállított adatokból további statisztikai mutatókat számolhatunk.

A legáltalánosabb mutató az általános pontosság (*Overall Accuracy*; OA), amely a helyesen osztályozott pixelek és az összes tanuló pixel hányadosának arányszáma, százalékosan kifejezve (Congalton, 1991).

Az előállítói pontosságot (*Producer's Accuracy*; PA) úgy kapjuk meg, hogy az egy adott osztályba helyesen besorolt pixelek számát elosztjuk a teszt adatokból származó összes pixel számával. Azt mutatja meg, hogy egy adott terület pixeleit milyen arányba sorolta megfelelő osztályba az általunk választott algoritmus.

Ha az egy osztályba helyesen besorolt pixelek számát elosztjuk az összes, abba az osztályba sorolt pixelek számával megkapjuk a felhasználói pontosságot (*User's Accuracy*; UA), amely megadja a kategóriákba sorolás helyességét a valós referencia értékekhez képest (Gebhard, 1998). A két mérőszám közötti különbséget az 5. ábra mutatja be.



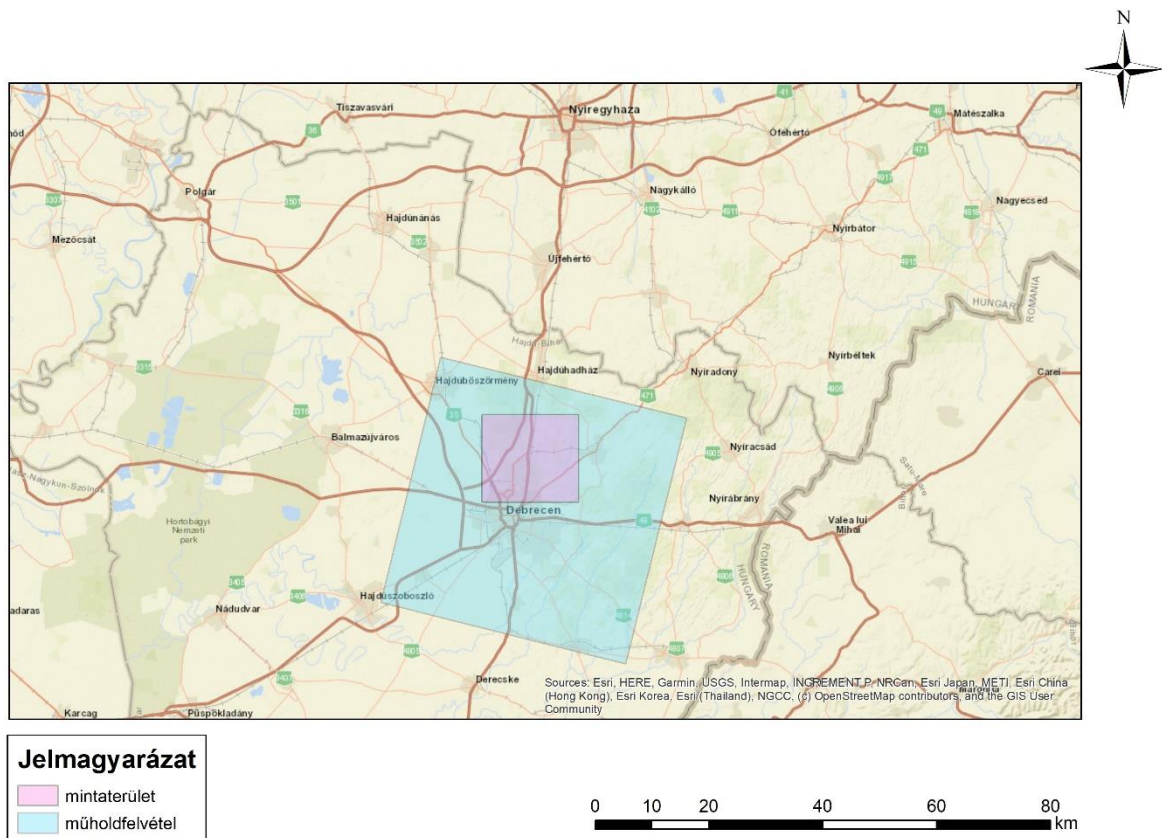
5. ábra Példa az előállítói- és a felhasználói pontosság bemutatására
Forrás: Gebhard, 1998

3. Anyag és módszertan

3.1. Mintaterület bemutatása

Az általam választott mintaterület a Debrecen határában található erdőségek egy részét fedi le. A várostól északra, északkeletre helyezkedik el. Debrecen, Hajdúsámson és Bocskai kert települések határolják körbe. A mintaterület jelentős részét a Debreceni Nagyerdő teszi ki. A Nagyerdő az egykoron összefüggő alföldi erdőségeinknek maradványa. Őshonos növénytársulása a homoki gyöngyvirágos tölgyes, melynek uralkodó fafaja a kocsányos tölgy. Mára jelentős hányadát monokultúrás ültetett erdők foglalják el. Legjelentősebb közülük az akác, az erdeifenyő és a vöröstölgy. A Nagyerdő természeti értékeinek jelentőségét és védelmének kiemelt szerepét mutatja a Debreceni Nagyerdő Természetvédelmi Terület (Lisztes-Szabó et al., 2009). Az ezen kívül eső erdőrészekben főként az akác dominál, de nagyobb mennyiségben megjelennek különféle nyárfajok is.

Az alábbi ábrán látható az általam felhasznált műholdfelvétel elhelyezkedése (6. ábra). Debrecen, a tőle délre és nyugatra található szántóföldeket, valamint a keletre és északra elterülő erdőségeket fedi le. Vizsgálatom csupán a várostól közvetlenül északra, északkeletre található erdőket foglalja magába. Ennek érdekében kivágatot készítettem a vizsgálni kívánt területre (7. ábra).



6. ábra Kiválasztott mintaterület térbeli elhelyezése



7. ábra Mintaterület kiterjedése: PRISMA hiperspektrális műholdfelvétel kivágatán valódi színes kompozitként megjelenítve

3.2. Felhasznált adatok

3.2.1. Műholdfelvétel

A dolgozatom elkészítéséhez egy 2021. augusztusában készült PRISMA műholdfelvételt használtam föl, amelyet a DE-TTK Természetföldrajzi és Geoinformatikai Tanszék biztosított számomra. A PRISMA az Olasz Űrügynökség 2019. tavaszán pályára állított hiperspektrális földmegfigyelő műholdja. 30 km-es sávokban rögzít adatokat, 30 m-es térbeli felbontással. 400 és 2500 nm-es hullámhossztartományban érzékel 237 csatornán. Ebből 66 csatorna 400-1010 nm-ig a látható- és közeli-infravörös (*visible and near-infrared*; VNIR) tartományba, további 171 csatorna pedig 920-2505 nm-ig a SWIR tartományba esik (1. táblázat). Spektrális felbontása 12 nm (Internet 1). Továbbá pankromatikus felvétel készítésére alkalmas szenzort is elhelyeztek a fedélzeten. A pankromatikus csatorna térbeli felbontása nagyban meghaladja a 30 m-t, már 5 m-es területet fed le a felvételen megjelenített egy pixel. Ez lehetőséget ad a hiperspektrális felvétel feljavítására a képfeldolgozás során.

1.táblázat A PRISMA műhold jellemzői. Forrás: Internet 6

	VNIR	SWIR	Pankromatikus
Hullámhossztartomány	400-1010 nm	920-2505 nm	400-700 nm
Spektrális felbontás	≤ 12 nm	≤ 12 nm	-
Csatornák száma	66	171	1
Geometriai felbontás	30 m	30 m	5 m

3.2.2. Erdészeti adatok

Az egyes erdőtípusok fafaj alapú megkülönböztetésére erdészeti adattárban nyilvántartott adatokat használtam föl. Az erdészeti adatokat a Soproni Egyetem Erdészeti Tudományos Intézete bocsájtotta rendelkezésemre. Az erdőrészekhez tartozó fő fafaj típusok egy vektoros állomány poligonjaihoz voltak hozzárendelve. További attribútum adatok is föl voltak még tüntetve az adatbázisban, mint például állomány kora, elegyedés módja, korona záródás mértéke. Számomra csupán a jellemző fafaj kódja volt meghatározó, ami segítségével betudtam azonosítani az erdőtípusokat, így ennek figyelembevételével dolgoztam a vizsgálat során.

3.3. Alkalmazott módszerek

3.3.1. Tanító- és ellenőrző területek létrehozása

A meglévő erdészeti adatbázisból a hiperspektrális felvételt alapul véve létrehoztam az osztályozás elkészítéséhez szükséges tanító- és ellenőrzőterületeket.

Miután a vizsgálati terület erdőtípusainak jellemző fafajait előzetesen szemrevételeztem, arra jutottam, hogy 5 osztályt fogok elkülöníteni, az osztályozáshoz elegendően nagy számban rendelkezésemre álló erdőterületek alapján. Itt megjegyzem, hogy ezen 5 kategórián kívül sokkal diverzifikáltabb a terület fafaj összetétele, valamint elegyes erdőtípusok is megjelennek a mintaterületen. Az osztályozás pontosságát elősegítve az elegyeseket nem különítettem el új kategóriákba, illetve az arányaiban kisebb számban jelenlévő típusokat is kihagytam a besorolásból.

Az erdőterületek poligonjaihoz tartozott egy-egy koordináta pár, amely minden poligon középpontját adta meg. Ezekből a koordináta párokból pontokat generáltam és az esetleges elcsúszások (főként multi poligonok esete vagy túlságosan kisméretű erdőrészek megléte) korrigálását követően már ezeket alapul véve dolgoztam tovább. Az ily módon kinyert pontok azonban, túl kevésnek bizonyultak. Ezen okból kifolyólag tovább sűrítettem minden poligonon belül az osztályozáshoz felhasználható pontok számát. Az eredmény még így sem bizonyult elégségesnek, amely főként az SVM osztályozás esetében jelentett problémát, ahol bizonyos osztályok nem jelentek meg az osztályozás eredménytérképén.

Ezért úgy döntöttem, hogy tanító területekként poligonokat fogok használni, amelyet úgy értem el, hogy a már meglévő pontjaim köré bufferzónát hoztam létre. Újból át kellett nézzem az összes létrejött poligont, hogy az esetleges átfedéseket vagy erdőrészek területén túlnyúlásokat megakadályozzam.

Miután minden poligon elhelyezkedését helyesnek találtam, az adatokat véletlenszerűen szétosztottam 70-30% arányban tanító- és tesztterületekre. A digitalizálást ArcGIS szoftverben, az objektumok szétválogatását QGIS 3.22.10 szoftverben végeztem el.

3.3.2. Maszk készítés

Mivel vizsgálatom csupán a vegetációra terjedt ki, ezért az egyéb felszínborítási típusokat nem kívántam ábrázolni, például csupasz föld, szántó, beépített terület. Ennek érdekében maszkot készítettem a hullámhosszszávokból kiszámolt NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) alapján.

Az NDVI egy kiválasztott terület vegetációs aktivitásának mérésére használt mutató. Kiszámítása a közeli infravörös (NIR) és a látható fény vörös (red) hullámhossztartományának felhasználásával történik, a növény fotoszintetizálása során elnyelt elektromágneses hullámok mennyiségét alapul véve. Ezen hullámhossztartományokon visszavert intenzitásértékek különbségének és összegének hányadosa (Bakó – Fülöp, 2015).

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$

Mivel a műholdfelvétel kivágata túlnyomó részt erdős területeket ábrázol, így eljárás jól működött. Ki tudtam vele szűrni a beépített területeket, utakat, csupasz szántóföldeket. Az erdőkben kialakított tarvágások is szépen kirajzolódtak és a vegetációval rendelkező szántóterületek is csak nagyon kis hányadban maradtak meg a maszk kitakarása nélküli részekben, a kisebb facsoportok útszéli szegősávok viszont jól kirajzolódnak a maszkon.

3.3.3. Pansharpening elvégzése

Az általam használt hiperspektrális PRISMA felvétel térbeli felbontása 30 m, ami azt jelenti, hogy a földfelszín 30 x 30 m-es felszínrészletéről érkező elektromágneses sugarak a műholdfelvétel egyetlen pixelén lesznek rögzítve. Ez a felbontás egészen durva, darabos képet ad az általam kiválasztott mintaterület nagyságának viszonyában. Ezért törekedtem arra, hogy minél részletgazdagabb képet kapjak az osztályba sorolásom alapjául. Ehhez jó megoldást nyújtott a pansharpening eljárás. A PRISMA űrfelvételt feljavítottam ugyanazon műholdról, ugyan abban az időpontban készített pankromatikus felvétel felhasználásával. A műveletet ENVI szoftverben végeztem Gram-Schmidt féle pansharpening módszer alkalmazásával.

3.3.4. Főkomponens-analízis elvégzése

Szükségesnek találtam a PCA elvégzését a hiperspektrális műholdfelvételen. A dimenziócsökkentő eljárás által gyorsabbá tettem a feldolgozás lefutásának idejét, valamint sikerült kiszűrni olyan zajos csatornákat, amelyek kis mértékben ronthatták volna az eredményemet. Ezen túl az is indokolta a főkomponensek használatát, hogy az ML osztályozó algoritmus főkitétele megköveteli, hogy a tanítóterületek pixelszáma haladja meg az osztályozandó felvétel csatornáinak számát.

3.3.5. Ellenőrzött osztályba sorolás elvégzése

Az ellenőrzött osztályba sorolást kétféle algoritmus segítségével végeztem el, először három, majd azt követően öt osztály előzetes definiálásával.

A PRISMA hiperspektrális műholdfelvételt vettem alapul, amelyen előzetesen pansharpening eljárást, majd főkomponens analízist hajtottam végre, a geometriai felbontás növelése, valamint dimenziócsökkentés érdekében. Az osztályozáshoz felhasznált tanítóterületek poligonjait az erdészeti adatbázis felhasználásával állítottam elő több munkafázison keresztül és újragondolások eredményeképpen. A két algoritmus, amelyet az ellenőrzött osztályba sorolás elvégzéséhez alkalmaztam az ML és az SVM volt.

3.3.6. Osztályozási eredmények pontosságvizsgálata

Az osztályba sorolás elvégzését követően meg kellett bizonyosodjak annak helyességéről. Hibamátrixot készítettem, oly módon, hogy az általam biztosan ismert felszínborítású területeken előzetesen ellenőrzőterületeket hoztam létre és az ellenőrzőterületek pixeleinek értékeit hasonlítottam össze az algoritmus által meghatározott pixelértékkel.

A hibamátrixból további mutatókat számoltam ki: az általános, az előállítói pontosságot és a felhasználói pontosságot (User' Accuracy). Levezettem egy további pontossági metrikát, az F1-értéket, amely az előállítói és a felhasználói pontosság harmonikus középértéke. Megtévesztő lehet külön-külön csak az egyikből vagy csak a másikkól következtetéseket levonni. Néhány esetben jelentős eltérés tapasztalható a két mérőszám között, ami megkívánja azok együttes kezelését és értelmezését.

Az általános pontosság az összes osztályra együttesen vonatkozik, a helyesen besorolt pixelek aránya adja az összes vizsgált pixelhez viszonyítva. Az előállítói- és a felhasználói pontosság már csak egy-egy létrehozott osztály vagy ellenőrző terület helyesen osztályba sorolt pixeleit viszonyítja az abba a kategóriába tartozó összes pixelhez.

4. Eredmények

A következő fejezetben szeretném ismertetni a kutatásom eredményeit, a végrehajtott műveletek sorrendjében lebontva, valamint a logikailag egybe tartozó eljárások értelmében csoportosítva. Külön részekként tárgyalom az osztályozás előkészítéséhez végrehajtott műveletek eredményeit és az adott területen lefuttatott osztályozási eljárásokat az elkülönített kategóriák száma szerint csoportosítva.

4.1. Pansharpening

A nyers hiperspektrális műholdfelvétel sávjainak geometriai felbontását feljavítottam a pankromatikus felvétel nagyobb térbeli felbontással rendelkező csatornájával. A hiperspektrális felvétel 30 m-es térbeli felbontással rendelkezett és 234 db csatornát tartalmazott. A pankromatikus csatorna ezzel szemben 5 m-es térbeli felbontásban volt elérhető. A Gram-Schmidt féle pansharpening eljárást követően egy 234 db csatornából álló 5 m-es térbeli felbontású felvételt kaptam, amely részletgazdagabban ábrázolta a felszínt, mint a hiperspektrális felvétel eredeti változata.

4.2. Főkomponens-analízis

A főkomponens analízist ENVI-ben végeztem el. Ahogy arról már korábban szó esett, a cél a dimenziók számának csökkentése volt a gyorsabb adatfeldolgozás érdekében, valamint szerettem volna a jelentős információ többlettel nem rendelkező zajos csatornákat kiszűrni a vizsgálat elvégzése előtt. A hiperspektrális felvétel 234 csatornájából ugyanennyi számú főkomponenst hozott létre a szoftver. Ezt követően manuálisan válogattam le azokat a főkomponenseket, melyekkel a továbbiakban dolgozni kívántam. Az alábbi táblázatban (2. táblázat) feltüntettem az első öt főkomponenshez tartozó eredményeket. Ahogyan az látható már az első főkomponens esetében, a teljes variancia 72,5 % százaléka magyarázásra kerül. Az első három esetében ez a kumulatív érték már 96,49 %.

2. táblázat A főkomponens-analízis eredménye

Főkomponens (PC)	Sajátérték	Magyarázott variancia %
1	7429,3264	72,51
2	2035,3940	92,37
3	421,9502	96,49
4	77,1264	97,24
5	54,9010	97,78

A táblázatos értékek alapján az első három főkomponenst választottam ki az osztályozások elvégzéséhez, azaz a teljes variancia csupán 3,51 %-át nem vettem figyelembe annak során.

4.3. A képosztályozás eredménye három kategória esetében

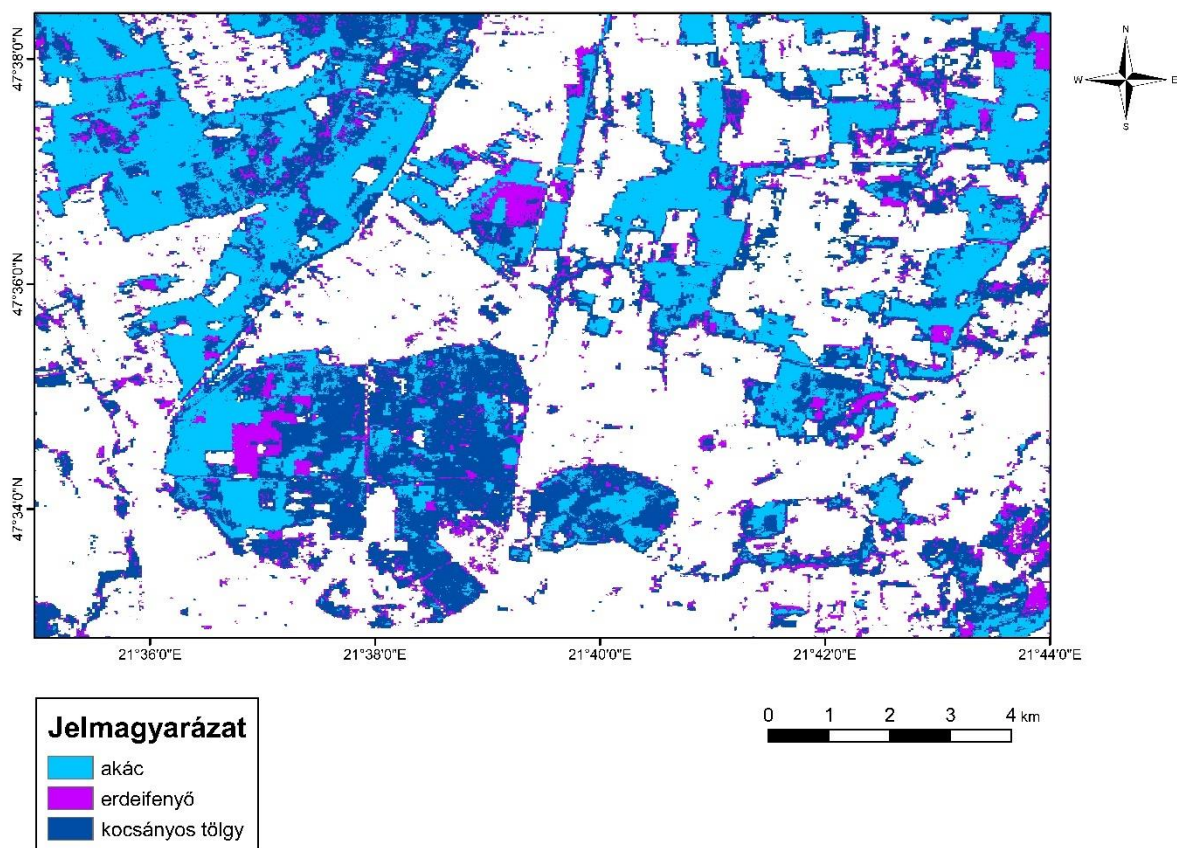
A kétféle osztályozó algoritmust (ML, SVM) lefuttattam 3 majd 5 elkülönített kategória esetén. Mindkét esetben igyekeztem kiértékelni az eredményt és az osztályozás pontosságáról kvantitatív módon meggyőződni. Elsőként a három osztályból kapott eredményeket szeretném bemutatni.

4.3.1. Ellenőrzött osztályba sorolás

Az osztályba sorolást ellenőrzött módon hajtottam végre, az általam definiált tanítóterületek segítségével. Három kategóriát definiáltam, a leggyakoribb fafajok alapján. A három kategória a következő: kocsányos tölgy, akác, erdeifenyő. Az osztályozást két módon is végrehajtottam, így azok eredményeit egymással is össze tudtam vetni, a módszerek sajátosságainak eltéréséből adódóan.

4.3.1.1. Maximum Likelihood osztályozás

Az elkészült és kimaszkolt raszter típusú fájl tematikus térképen jelenítettem meg vizuális kiértékelés céljából (8. ábra).



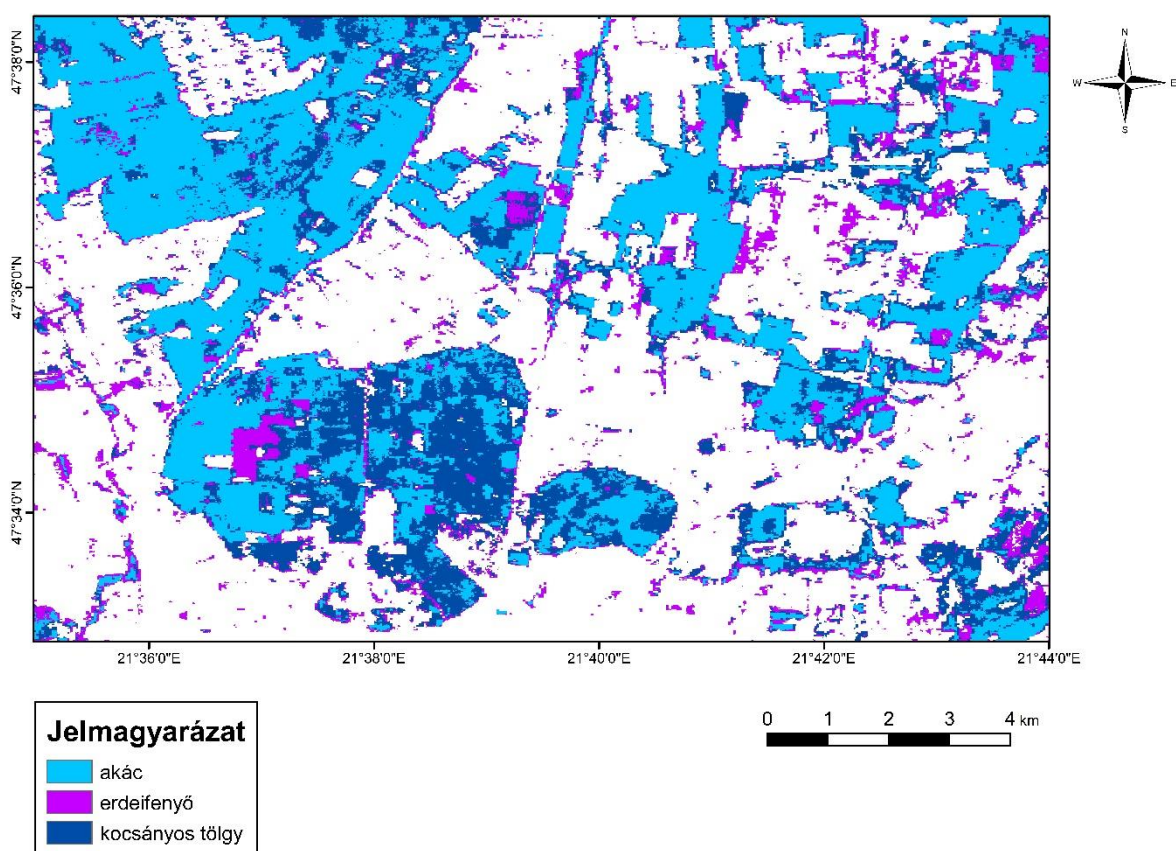
8. ábra A Maximum Likelihood osztályozás eredménye, 3 kategória esetén

Tölgy kategóriába főként a Nagyerdő területei kerültek. A tőle északra és északkeletre található erdők jórészt akác kategóriába lettek besorolva. Fenyőből több nagyobb folt is megjelent. Egy a Nagyerdő nyugati harmadában rajzolódik ki élesen. Valószínűleg a fenyvesek vizuális megjelenése valósabb képet ad, mint a másik kettőé. Ezt azért jegyzem meg, mivel az osztályozás során küszöbérték nélkül az összes pixel beválogatásra került. Ennek értelmében a területek más fafaj típusú erdői is ezen kategóriák által lettek beazonosítva. A fenyő típus azért válik ki pontosabban az egyéb nem definiált fafajok csoportja közül, mert kisebb az ide pluszba besorolt pixelek száma, azon okból kifolyólag, hogy a tűlevelű lombkorona visszavert reflektancia értéke élesebben elkülönül a lombhullató fák által reflektált hullámhosszaktól, mint azok értékei egymástól.

Vizuális megjelenítés szempontjából megtévesztő lehet az összes érték besorolása csupán három kategóriába, miközben a valóságban ettől sokkal nagyobb változatossággal találkozhatunk. Viszont vizsgálatom arra terjed ki, hogy a valóságban az osztályhoz tartozó területek ténylegesen jól lettek-e besorolva, így a többi típust figyelmen kívül hagytam. Másrészt a későbbiekben bővítettem a kategóriákat további két fajtával, ami a későbbiekben még tovább fokozható.

4.3.1.2. Support Vector Machine osztályozás

Az előbbiekhöz hasonlóan szintén tematikus térképet készítettem a beosztályozott, kimaszkolt felvételtől (9. ábra).



9. ábra A Support Vector Machine osztályozás eredménye, 3 kategória esetén

Vizuális kiértékelés alapján megállapítható, hogy több lett az akác kategóriába besorolt pixel, főleg a tölgy osztály rovására. A pici, elszórt, vagy erdők határán lévő területek viszont nagyobb arányba lettek fenyőként beosztályozva, mint az ML esetében, bár ezek a részek fenntartással kezelendők a kevert pixelértékek miatt.

4.3.2. Pontosságvizsgálat

Az osztályba sorolások végrehajtását követően meg kellett győződjek az osztályozási eljárás pontosságáról. Ezt hibamátrix alapján tettem meg, melyből levezettem az általam értelmezni kívánt mutatókat. Az alábbi táblázatokban (3-4. táblázat) ezen mutatók jelennek meg százalékos formában. Az első oszlopban az előállító-, majd a felhasználói- és az általános pontosság. Ezen felül az F1-érték kiszámolására került még sor, amely az előállító- és a felhasználói pontosságot összesíti matematikai módszerrel.

3. táblázat A Maximum Likelihood algoritmussal végzett osztályozás eredménye, három kategória esetén.

Osztály	Pontosság (%)			F1
	Előállítói	Felhasználói	Általános	
akác	71.97	86.77	76.21	0.7868
erdeifenyő	84.91	76.12		0.8028
kocsányos tölgy	80.07	64.61		0.7151

4. táblázat A Support Vector Machine algoritmussal végzett osztályozás eredménye, három kategória esetén.

Osztály	Pontosság (%)			F1
	Előállítói	Felhasználói	Általános	
akác	83.93	76.74	75.46	0.8017
erdeifenyő	77.85	85.99		0.8172
kocsányos tölgy	60.66	68.93		0.6453

A végrehajtott két osztályozás pontosságvizsgálata során közel azonos mutatószámokat kaptam mindkét esetben. Jelentős eltérést nem lehet tapasztalni az eredmények között. Általános pontosságuk 75% körül mozogott. A legrosszabb eredmény a kocsányos tölgy esetében jött ki SVM osztályozás esetében. Nem meglepő, hiszen a tematikus térképek összevetése esetében is észlelni lehetett a kocsányos tölgy kategória csökkenését az ML osztályba sorolás eredményéhez képest. Az előállítói pontossága alig haladja meg a 60%-ot. Az akác előállítói pontossága kiemelkedően jónak mutatkozik ezzel szemben.

4.4. A képosztályozás eredménye öt kategória esetében

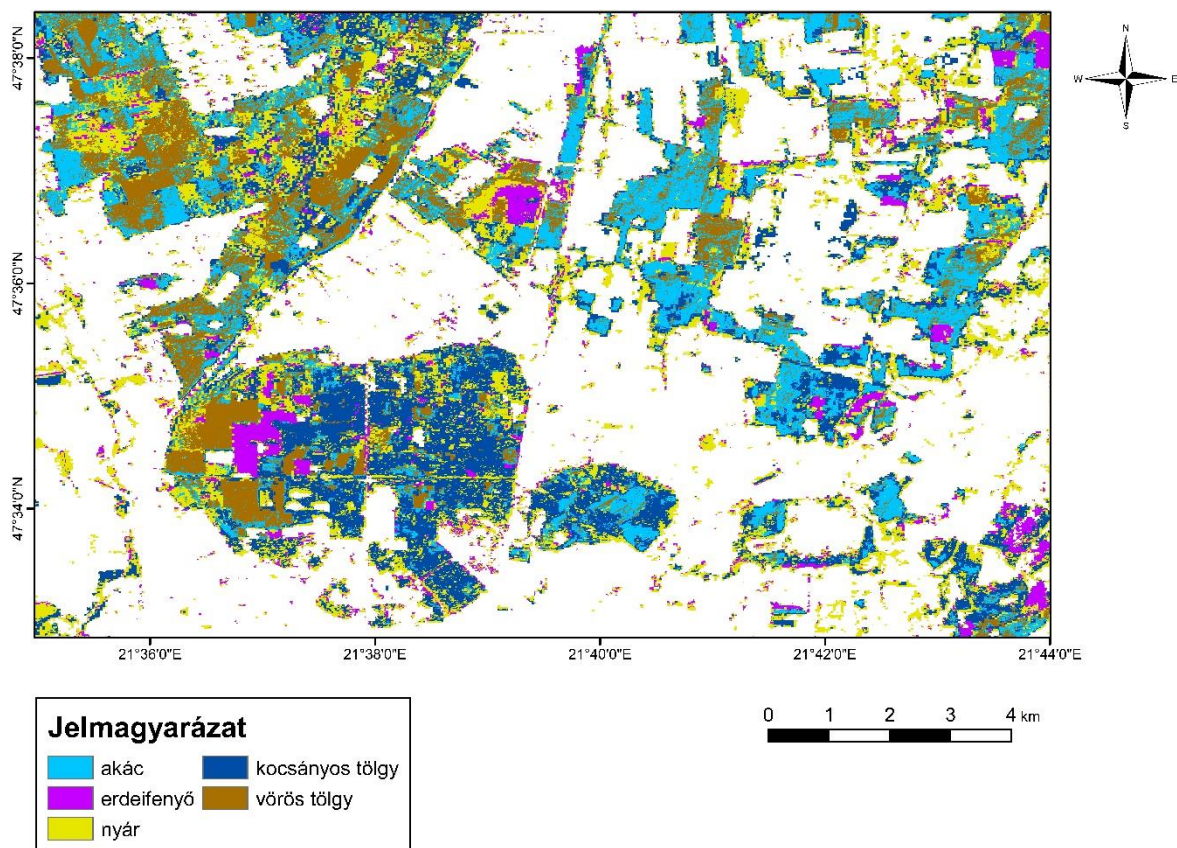
Az osztályozáshoz használt kategóriák (fafajok) számát tovább bővítettem a vörös tölgygel és a nyárral, így összesen öt osztállyal végeztem el a klasszifikációkat, amelyekhez az előzőekben használt algoritmusokat alkalmaztam. Végrehajtásukat követően pontosságvizsgálatnak vettem alá az eredményeket, azok helyességről kvantitatív módon szerettem volna megbizonyosodni.

4.4.1. Ellenőrzött osztályba sorolás

Szintén ellenőrzött osztályba sorolást hajtottam végre, ugyanazon felvétel alkalmazásával, amellyel a 3 elkülönített osztály esetében is dolgoztam. Tanítóterületeim is megegyeztek, annyi különbséggel, hogy két új kategóriával bővítettem ki az eddigi osztályokat. Ezek a több fajból álló nyárfák csoportja, illetve a telepített erdőket képező vörös tölgy kategória.

4.4.1.1. Maximum Likelihood osztályozás

Elsőként az ML módszerrel hajtottam végre az osztályozást az öt fafajon. Az osztályba sorolás által kapott eredményeimet tematikus térképen ábrázoltam (10. ábra).

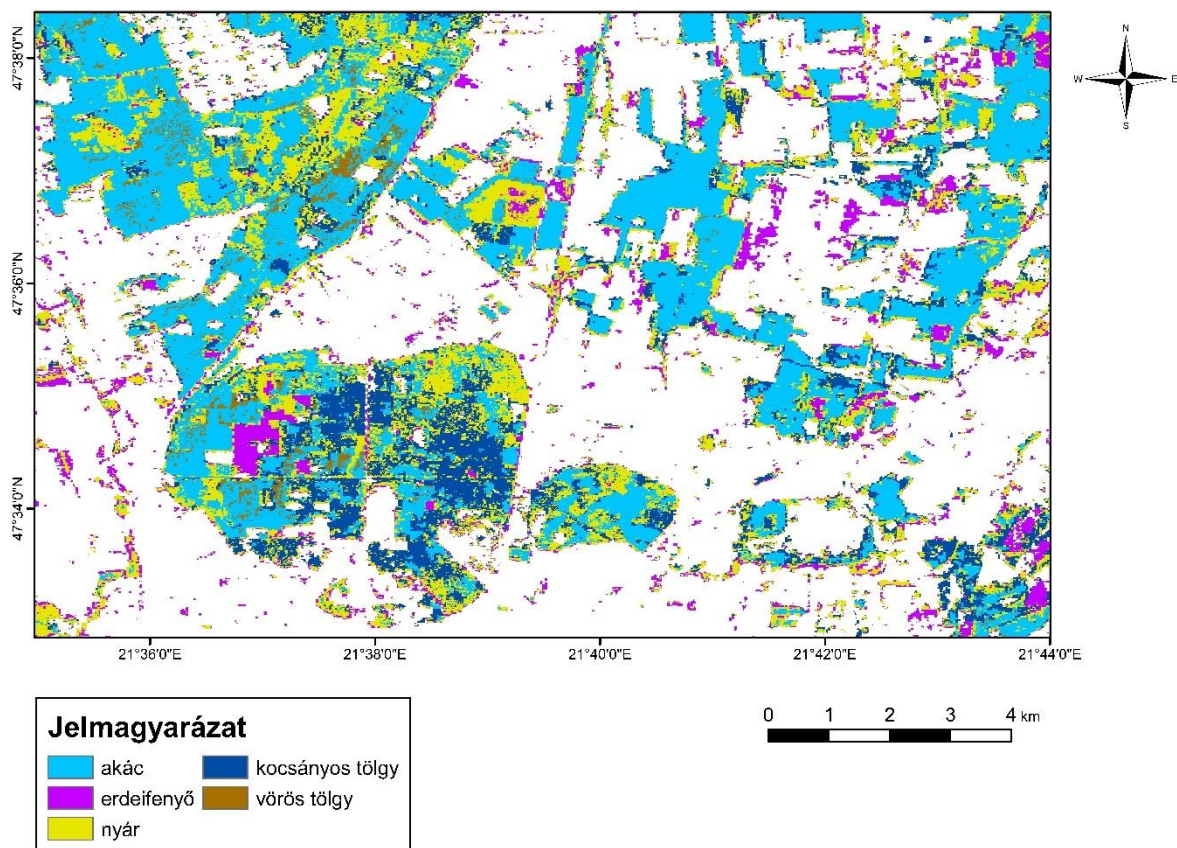


10. ábra A Maximum Likelihood osztályozás eredménye, 5 kategória esetén

Ebben az esetben már sokkal mozaikosabb képet kapunk a kategóriák megoszlásáról. A Nagyerdő eddig jórészt egybefüggő kocsányos tölgyesének mutatózó területe most sok kicsi erdőfolttal gazdagodott, főként nyár és kisebb részben vöröstölgy kategóriában. A nyugati részen viszont egybefüggő fenyő és vöröstölgyes területek rajzolódnak ki. Ennek a homogenitásnak a telepített monokultúras erdőművelés lehet az oka. Az akácok kiterjedése is csökkent az előzőekben bemutatott tematikus térképhez viszonyítva. Jórészt a keleti erdőkben mutatkozik többségben. Az észak-nyugati egybefüggő erdősávok alkotják a legmozaikosabb erdőképet. A vörös tölgy kategória viszonylag nagy arányban jelenik meg, a nyár osztály viszont nem dominál sehol.

4.4.1.2. Support Vector Machine osztályozás

Következésképpen az SVM osztályozást hajtottam végre. Az előzőekkel megegyezően tematikus térképen prezentáltam az eredményeket (11. ábra).



11. ábra A Support Vector Machine osztályozás eredménye, 5 kategória esetén

A legszembevetőbb az akác kategória dominanciája ugyanúgy, mint a három osztály esetében SVM használata eredményeként. A nyár is egybefüggőbb területeken jelenik meg. Az előbb határozott elkülönülést mutató vörös tölgy szinte teljesen eltűnik az osztályozott felvételtől. A kocsányos tölgy kategória kiterjedése is csak a Nagyerdő bizonyos részeire korlátozódik, de egybefüggőbb képet mutat az előbbinél.

4.4.2. Pontosságvizsgálat

Az ellenőrzött osztályba sorolás elvégzését követően hibamátrixot hoztam létre a teszterületek értékeinek felhasználásával. A hibamátrixból a már eddig is alkalmazott mutatókat nyertem ki: általános pontosság, előállítói pontosság és felhasználói pontosság. Táblázatos formában rögzítettem őket (5-6. táblázat), hogy összevethetőek legyenek.

5. táblázat A Maximum Likelihood algoritmussal végzett osztályozás eredménye, öt kategória esetén

Osztály	Pontosság (%)			F1
	Előállítói	Felhasználói	Általános	
akác	36.23	67.85	46.86	0.4724
erdeifenyő	82.99	55.41		0.6645
nyár	26.74	41.38		0.3249
kocsányos tölgy	63.33	46.75		0.5379
vörös tölgy	75.51	26.89		0.3966

6. táblázat A Support Vector Machine algoritmussal végzett osztályozás eredménye, öt kategória esetén

Osztály	Pontosság (%)			F1
	Előállítói	Felhasználói	Általános	
akác	76.86	60.01	55.49	0.6740
erdeifenyő	76.89	78.91		0.7789
nyár	39.82	45.72		0.4257
kocsányos tölgy	39.98	46.43		0.4296
vörös tölgy	24.83	50.87		0.3337

Az osztályszintű pontosságok itt már nagyobb eltérést mutatnak, mint kevesebb osztály elkülönítése esetében. Az általános pontosságok eredményei nagyságrenddel romlottak, 50% körülire. Az SVM osztályozás pontosabbnak bizonyult általánosságában (OA= 55.49%). A legjobb F1-értéket az erdeifenyő kategóriája hozta SVM esetében. A vörös tölgy kategória mindkét esetben alul teljesített, az ML módszernél a felhasználói-, az SVM módszernél az előállító pontossága volt nagyon alacsony. A nyár kategória a második legrosszabb eredményeket mutatta, bár meg kell jegyeztem, az SVM osztályozás esetében a kocsányos tölgy elkülönülése se volt igazán sikeres. A nyáréhoz hasonló 39-45 %-os pontossággal rendelkezett.

5. Következtetés

Dolgozatomban erdős területek kategorizálását végeztem el távérzékelte adatok segítségével, melynek során a célom a leggyakrabban előforduló fafajok azonosítása volt. Munkám során egy 2021 nyarán készült, hiperspektrális műholdfelvétellel (PRISMA) dolgoztam. A sávok térbeli felbontását pankromatikus csatorna segítségével, a Gram-Schmidt féle módszerrel feljavítottam, majd PCA-t végeztem dimenziócsökkentés céljából. Az így kapott felvételen végeztem el először 3, majd 5 kategóriával az ML és az SVM ellenőrzött osztályba sorolási eljárásokat, melyhez én magam jelöltem ki a tanító- és ellenőrzőterületeket az erdészeti adatbázis alapján. Legvégül pontosságvizsgálatot hajtottam végre az eredmény leellenőrzése és annak számszerűsítése céljából.

Összességében a 3 osztály esetében elvégzett ellenőrzött osztályba sorolások pontosságai egyenletes, jó eredményeket mutattak. Az 5 osztálynál főleg a kisebb tanítóterületekkel és nagyobb kategórián belüli eltérésekkel rendelkező ritkább csoportok nehezebben voltak azonosíthatóak. A két osztályozó algoritmus esetében is nagy különbségeket mutattak ezen osztályok besorolásai. Az akác szinte minden esetben nagyszámban mutatkozott meg az eredményekben, ugyanis ebben a kategóriában tudtam a legtöbb tanítóterületet fölvenni, mely köszönhető annak a mintaterületen való nagyfokú elterjedésének.

A fenyőt nagyon szépen elkülönítette mindkét eljárás kis mennyiségű tanulóterülete ellenére. Ez betudható a tűlevelének, melynek spektrális tulajdonságai jelentősen eltérnek a többi vizsgált fafajától.

Úgy gondolom, hogy a PRISMA hiperspektrális műholdfelvétel a tévesztések ellenére is megfelelő lehet a fafaj szintű klasszifikációk elvégzésére. Bár a több kategóriával végzett osztályozások esetében nagyobb hibák fordultak elő, a mintaterületen ritkábban előforduló fafajokhoz további tanítóterületek kijelölésével az osztályozások pontossága is javítható. Továbbá érdemes figyelni a minél nagyobb homogenitású minták gyűjtésére, akkor is, ha ez egy természetes állapotú erdő és inkább elegyesekből tevődik össze. Az erdeifenyves és az akác, melyek telepített, viszonylag homogén erdők sokkal jobb eredményt mutattak, mint egy természetes vagy természetközeli állapotú tölgyes; vagy több kissé különböző nyárfaj összevonásából létrehozott kategória. A vörös fenyő esetében valószínűleg nem ez okozta a problémát, hanem a ritkább előfordulása.

Köszönetnyilvánítás

Szeretnék köszönetet mondani Dr. Borovics Attilának, az Erdészeti Tudományos Intézet főigazgatójának az erdészeti adatok biztosításáért. Közreműködése nélkül dolgozatom nem jöhetett volna létre.

Irodalomjegyzék

- Bakó G., Fülöp Gy. (2015): Fásszárú növekmény detektálása Landsat felvételek elemzésével az invazív fafajok kiszűrésének érdekében, Tájökológiai Lapok 13 (1): 149-162.
- Congalton R.G. (1991): A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment (37) 1: 35-46
- Crai R. – Jie S. (2002): Principal Component Analysis for Hyperspectral Image Classification, Surveying and Land Information Science, 62
- Meyer D. (2015): Support Vector Machines. The Interface to libsvm in package e1071
- Gebhard B. (1998): A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data and of Methods Including Remote Sensing Data in Forest Inventory, <https://pure.iiasa.ac.at/id/eprint/5570/1/IR-98-081.pdf>
- Hargitai H. (2006): A hiperspektrális képfeldolgozás módszerei és az első magyarországi képkötő spektrométeres repülés adatainak elemzése. Doktori értekezés, ELTE TTK Földtudományi Doktori Iskola, Budapest
- Horváth L. (2008): A távérzékelés adatgyűjtő rendszerei, Nemzeti Szakképzési és Felnőttképzési Intézet, Budapest
- Kozma-Bognár V. (2012): Hiperspektrális felvételek feldolgozásának és mezőgazdasági alkalmazásának vizsgálata. Doktori értekezés, Pannon Egyetem Állat- és Agrárkörnyezet-Tudományi Doktori Iskola, Keszthely
- Kristóf D. (2005): Távérzékelési módszerek a környezeti gazdálkodásban. Doktori értekezés, Szent István Egyetem, Gödöllő
- Lisztes-Szabó Zs., Kovács Sz., Tanyi P. (2009): Erdőfelújítási típusok botanikai értékelése a debreceni Nagyerdő gyöngyvirágos-tölgyesében, Természetvédelmi Közlemények 15, pp. 534-540
- Lóki J. (1996): Távérzékelés. Egyetemi jegyzet, KLTE TTK, Debrecen
- Mucsi L. (2013): Műholdas távérzékelés elmélet és gyakorlat, digitális tananyag, SZTE Természeti Földrajzi és Geoinformatikai Tanszék, Szeged link: <http://www.geo.u-szeged.hu/~laci/ab-RS-jegyzet/TAMOP-RS-tananyag.html>
- Mucsi L. (1995): Műholdas távérzékelés és digitális képfeldolgozás I. Egyetemi jegyzet, JATE TTK, Szeged

- Szilágyi J., Berke J., Kozma-Bognár V. (2014): A Support Vector Machine osztályozó eljárás alkalmazása felszínborítás vizsgálatok esetében. Agrárinformatika Nemzetközi Konferencia,
link: <https://docplayer.hu/15038455-A-support-vector-machine-osztalyozo-eljaras-alkalmazasa-felszinboritas-vizsgalatok-eseteben.html>
- Szabó G. (2013): Raszteralapú térinformatikai rendszerek. Egyetemi jegyzet, DE Természetföldrajzi és Geoinformatikai Tanszék, Debrecen

Internetes források:

- Internet 1: http://tamop412.elte.hu/tananyagok/taverzekelt/lecke2_lap1.html, letöltve: 2024. szeptember 14.
- Internet 2: <https://gisgeography.com/pansharpening/>, letöltve: 2024. október 3.
- Internet 3: <https://sajozsattila.home.blog/2021/08/02/fokomponens-analizis-2/>, letöltve: 2024. szeptember 28.
- Internet 4: <https://core.ac.uk/reader/132600080>, letöltve: 2024. szeptember 30.
- Internet 6: <https://www.eoportal.org/satellite-missions/prisma-hyperspectral#prisma>, letöltve: 2024. október 2.