

HAGYOMÁNYOS ÉS FUZZY NEM FELÜGYELT OSZTÁLYOZÁS ÖSSZEHASONLÍTÁSA VEGETÁCIÓS INDEX PÉLDÁJÁN

HAVASI István, BENŐ Dávid

Miskolci Egyetem Geofizikai és Térinformatikai Intézet, Geodéziai és Bányamérési Tanszék
3515 Miskolc-Egyetemváros, e-mail: gbmhi@uni-miskolc.hu, gmbmd@uni-miskolc.hu

Kulcsszavak: fuzzy-logika, irányítatlan osztályozás, NDVI, területgazdálkodás

Összefoglalás: A tanulmányban egy tömör bevezető rész után először röviden tárgyaljuk a fuzzy-logikát, majd rátérünk annak egyik fontos területgazdálkodási alkalmazására, az osztályozásra. Ezután bővebben foglalkozunk az előző célra jól alkalmazható elméleti tagsági függvények kialakításával, az itt számításba vehető eljárásokkal. Végül pedig konkrét adatállományon – egy Landsat 7 műholdfelvételen – hajtjuk végre a cimbéli osztályozást, és értékeljük az így kapott eredményeket.

Bevezetés

A fuzzy-logikáról röviden

Az 1950-es évektől a mesterséges intelligencia kutatása során alakultak ki azok a szakértői rendszerek, amelyek a Boole-algebra alapján végeznek következtetést adat-, és tudásbázis alapján. Ez a hagyományos bináris logika két értékkel dolgozik: igaz és hamis. A természetudományokban sokszor találkozunk azonban olyan jelenségekkel, amelyek rosszul definiálhatók, működésük modellezése egzakt módszerekkel egyáltalán nem megoldható. Több szerző tett kísérletet többértékű logika kialakítására, a kontinuum végtelen értékészletű fuzzy-logika elvét ZADEH (1965) dolgozta ki (KÓCZY-TIKK 2001).

A fuzzy jelentése életlen, ebből következően az e rendszerekben adott halmazba való tartozást tagsági függvények írják le (Gauss, háromszög, trapéz, szigmoid stb). Ezek a függvények egy-egy nyelvi változó értékét reprezentálják, például egy adott területen a gyomoság, mint nyelvi változó értékei lehetnek: kevésbé gyomos, közepesen gyomos, nagyon gyomos. Az előbbi példa szerint tehát az adott halmazba való tartozást („Milyen mértékű a gyomosodás?”), az egységnyi területen lévő gyomok mennyiségét, függvénynyel adjuk meg. Ez a műveletet hívják fuzziifikálásnak. A következő lépésben a szabályrendszer felépítése történik meg az egyes nyelvi változók között, vagyis azokkal végzünk logikai műveleteket, hajtunk végre következtetéseket (és, vagy, negálás). Ennek eredményeképpen egy tagfüggvényekből álló aggregátum jön létre, ami a defuzziifikáció alapja. A defuzziifikáció során egy konkrét értéket kapunk, ez tekinthető a fuzzy-elemzés végeredményének.

Fuzzy-elemzések a területgazdálkodásban

A területgazdálkodásban a fuzzy-halmazelméletet alapvetően osztályozásra használják, célja redukálni a komplex rendszert az adatok csoportosítására jól elkülöníthető osztályokba (McBRATNEY et al. 1997).

Két különböző, de egymást kiegészítő megközelítés létezik a fuzzy-halmazok, tagsági függvények kialakítására: az automatikus klaszterező eljárások, mint például az FCM (Fuzzy C-Mean) és a szakértői tudáson alapuló SI (Semantic Import) modell (McBRATNEY et al. 1997).

Klaszterező eljárások

A klaszterező eljárások közül az FCM az egyik legelterjedtebb módszer, amely során az alábbi célfüggvény kerül optimalizálásra:

$$J(X, U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{i,k})^m \left\| \underline{x}_k - \underline{v}_i \right\|_A^2$$

ahol: $U = [\mu_{i,k}]$, az x_k elem hozzátartozási mértéke i . klaszterhez,

$\left\| \underline{x}_k - \underline{v}_i \right\|_A^2$ pedig egy alkalmazott távolság norma, ahol „A” a távolság mértéke,

V: a klaszter-középpontokból álló mátrix, amelyek helyzetét ki kell számolni,
m: súlykitevő.

A fenti eljárás egy nem felügyelt osztályozás, itt az osztályok száma az elemzés kezdetekor nem ismert. A klaszterezés jóságának minősítésére a következő mutatókat vezettek be (MCBRATNEY et al. 1985):

- FPI (Fuzzyness Performance Index): a fuzzy mérték mérőszáma,
- NCE (Normalized Classification Entropy): az adatok rendezetlensége.

A fenti módszer egyik példája Illés (ILLÉS et al. 2003) munkája, amelyben az Észak-Hanság termőhelyi viszonyait vizsgálta. Célja egy olyan talaj-modell, illetve osztályozás elkészítése volt, amely a helyszínen dolgozó szakember (erdészeti, természetvédelmi) számára nyújthat megbízható információkat a terület talajviszonyairól. A szerző első lépésben egy talajfizikai, talajkémiai és domborzati adatbázist hozott létre, és ezekkel az adatokkal végezte el a szükséges elemzést. A tagsági függvények kialakítását klaszterezéssel kezdte, és a kapott eredményre eloszlásfüggvény illesztésével adta meg a fuzzy-halmazok elemeinek halmazba tartozási igazságértékét. Ezen osztályozás segítségével a talajjellemzők és a környezeti változók közötti összefüggést kereste regressziós egyenletek felállításával. A végeredményként kapott térképek a modell értelmezési tartományán belül jól mutatták a termőhelyi viszonyokat, azonban ezen túl az már nem volt megbízható (ILLÉS et al. 2003).

Az SI modell

A szemantikus import modell egy olyan empirikus vagy szakértői modell, amely a tagsági függvényt specifikálja a meglévő tudás és az elvégzett tudományos kísérletekből nyert tapasztalat alapján. Chang és Burrough használta először a fuzzy-halmazokat, az arra épülő logikát a talajértékelésben. Munkájukban az SI megközelítést alkalmazták, és több olyan tagsági függvényt publikáltak, amelyek jól alkalmazhatók a talajtan tudományában (CHANG and BURROUGH 1987).

A szemantikus import modell egy magyar vonatkozású példája Honfi Vid munkája (HONFI 2006), amelyből az aranykorona érték és a lejtési viszonyok alapján a földhasz-

nálatti alkalmasságra nyerhetők hasznos információk. A szerző a lejtési viszony tagsági függvényeinek kialakítása során figyelembe vette a Nemzeti Agrár-környezetvédelmi Program, a Balaton-törvény ajánlásait, továbbá az aranykorona érték kapcsán a vizsgált helyszínen gazdálkodó agrárszakemberek tapasztalatait.

A fent tárgyalt két módszerrel előállított tagsági függvények között speciális fuzzy-logikai műveletek végezhetők, illetve szabályrendszerek alakíthatók ki. A már említett SI példában Honfi a domborzat és az aranykorona alapján vont le következtetést a földhasználatra „ha ... akkor...” formában megírt szabályok segítségével:

Ha AK érték = jó és lejtés = sík, akkor alkalmasság = szántó.

Ha AK érték = közepes és lejtés = lejtős, akkor alkalmasság=legelő, (HONFI 2006).

A fuzzy-logika alkalmazása során – szemben az irányítatlan klaszterezéssel – a kimenetek (a következtetések) előre meghatározott fuzzy-halmazok, amelyek szintén tagsági függvényekkel írhatók le.

A fuzzy-logikában a logikai operátorok a Boole-algebrához hasonlóan matematikai műveletekkel írhatók le, azonban míg a hagyományos logika diszkrét értékekkel dolgozik (0 és 1), addig a fuzzy halmazok 0 és 1 közötti számokat használnak. Ebből következően az operátorok jelentései is eltérőek (1. táblázat):

1. táblázat A logikai operátorok jelentése
Table 1. The meaning of logical operators

<i>operátor</i>	<i>Boole</i>	<i>Fuzzy</i>
és	szorzás	minimum
vagy	összeadás	maximum

A fuzzy következtetés során függvény-aggregáció hajtódik végre, amelyből a defuzzifikáció adja az elemzés végső értékét.

Anyag és módszer

Az NDVI háttere és számítása

Az NDVI – Normalized Difference Vegetation Index, mint vegetációs index, kifejezi a növényzet fotoszintézis termését, vagyis az a termelt klorofill mennyiséggel van kapcsolatban. A spektrális visszaverődési görbék tanulmányozása alapján megállapítható az, hogy a növényzet kis mértékben veri vissza a látható tartomány sugarait, ugyanakkor fejlettségével, klorofill tartalmával arányosan erősödik a visszaverődés a közeli infravörös sávban. Emiatt a vegetáció fejlettségi fokát ki tudjuk fejezni, ha kimutatjuk a látható és a közeli infravörös sávban mért adatok közötti különbséget. Minél nagyobb ez az érték, annál fejlettebb a növényzet. A gyakorlatban a látható tartomány vörös sávját és a közeli infravörös sáv adatait szoktuk használni. A gyakorlat azt is bizonyította, hogy jobb az egyszerű különbség helyett a normalizált különbséget használni, mivel ez kiküszöböli a különböző megvilágításból, lejtésből, kitértekből adódó eltéréseket. Ezért szokták a normalizált vegetációs indexet alkalmazni (NDVI). Ha NIR-el (Near Infra Red) jelöljük

a közeli infravörös sávban érzékelt értékeket, és RED-del a vörös sáv értékeit, akkor az NDVI képlete a következőképpen alakul:

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED}).$$

Egy Landsat 7 műholdfelvétel esetén, ahol a 3-as sáv a vörös, a 4-es pedig a közeli infravörös, az NDVI képlete a következő lesz:

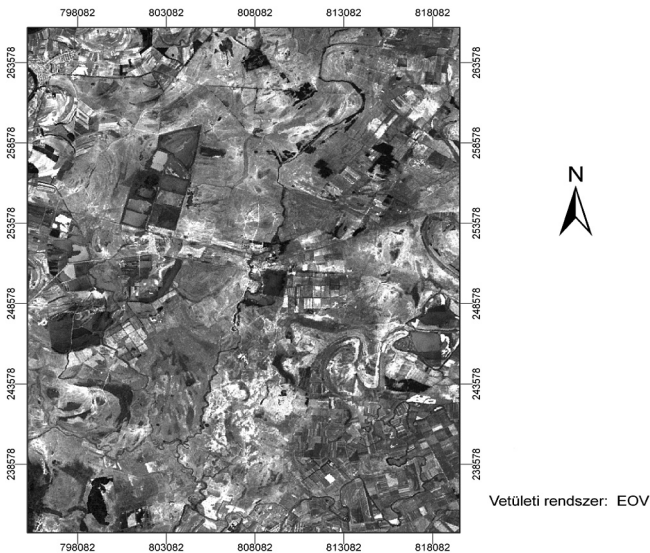
$$\text{NDVI} = (4 - 3) / (4 + 3).$$

Az így számított értékek -1 és +1 között változnak. A vízfelület, a felhők és a hó negatív; a csupasz talaj, a szikla és a mesterséges felszínek 0 körüli; míg a növényzet pozitív számokat fognak mutatni.

Az osztályozás végrehajtása konkrét adatállományon

A vizsgálat első fázisaként az NDVI adatok előállításához a Hortobágy területéről készült Landsat 7 műholdfelvételt szereztünk be az <ftp://ftp.glc.f.umd.edu/glc/f/Landsat/> szerverről (1. ábra). A fenti ftp szerveren a Landsat felvétel sávjai külön-külön tiff raszter fájlokban vannak eltárolva WGS84 rendszerben. Az NDVI réteget a Landsat vörös és közeli infravörös sávjaiból képeztük ArcGIS 9.2 szoftverrel (2. ábra), majd azt beimportáltuk a MATLAB programba, amelyben az alfanumerikus adatokat egydimenziós mátrixszá, vagyis vektorra alakítottunk át.

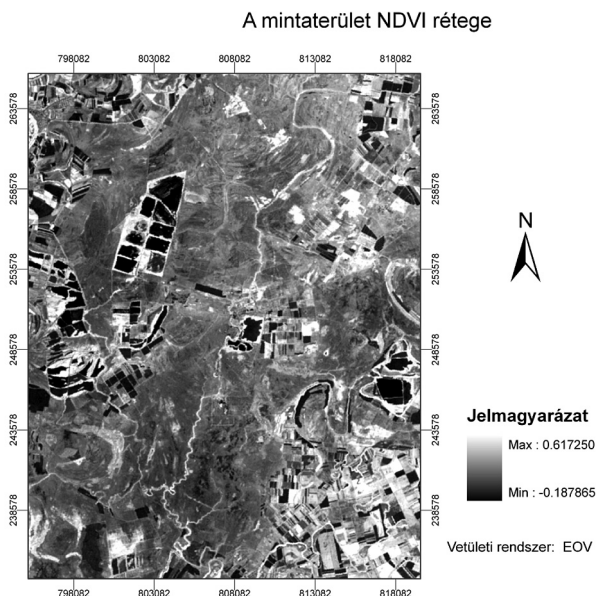
A mintaterület Landsat-7 felvétele 3,2,1 sáv kompoziton



1. ábra A teszterület bemutatása Landsat 7 felvételen

Figure 1. Test area on Landsat 7

A Fuzzy irányítatlan osztályozásra a Fuzzy C-Mean clustering (FCM) algoritmust használtuk, míg a hagyományos irányítatlan osztályozásra a k-mean eljárást, amelyek a MATLAB programban beépített függvényként szerepelnek. Bemenetnek megadtuk az



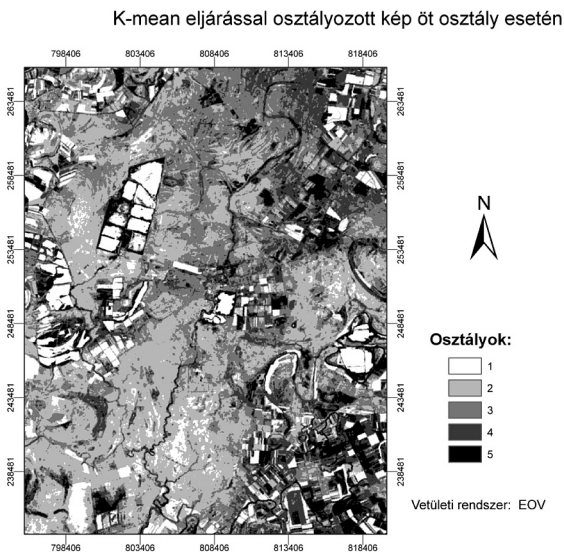
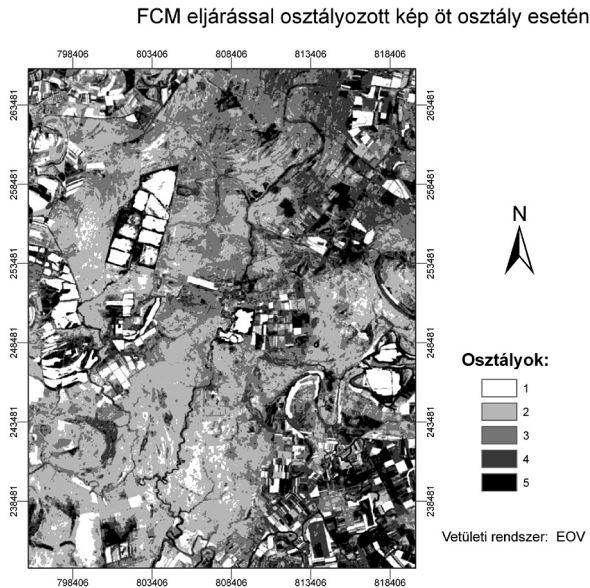
2. ábra A teszterület NDVI rétege
 Figure 2. NDVI layer of the test area

NDVI adatokból képzett vektort, és az osztályok számát, amelyet ötnek, hatnak, hétnek illetve nyolcnak választottunk. Mindkét módszer lefuttatása után egy-egy vektort kaptunk, amelyből később előállítható volt a GIS réteg. A k-mean algoritmus lefuttatása után automatikusan megkaptuk az osztályozott adatsor vektorát. FCM algoritmus esetén el kellett készíteni egy szkriptet, felhasználva a szoftver programozási nyelvét, amely a tagsági függvények alapján vektor formában produkálja az osztályozott adatállományt. (Ez a művelet maga a defuzzifikáció!)

A következő lépés az osztályozott adatsor GIS szoftverekben használható rétegének előállítását volt. Ehhez a kapott állományt mátrixszá alakítottuk az eredeti raster-fájlunk megfelelő sor, oszlop elrendezés szerint. A térinformatikai rendszerben való alkalmazásához ezt a mátrixot ASCII formátumba konvertáltuk, megadva a cellaszámot, a cellaméretet és a bal alsó pixel koordinátáit. Az egyes osztályok elnevezése egy-egy szám, amely az NDVI értékével együtt növekszik, vagyis az egyes jelöli a legkisebb vegetációs index értékeket, a kettes az utána következőket és így tovább.

Eredmények

Végrehajtva a kétféle osztályozást a kiértékelés során a több klaszterszám alkalmazásával kapott eredményeket összevetettük az eredeti adatsorral. A 3. és 4. ábra képein, példaként, 5 klaszterszámra vetítve a tesztelt két osztályozási módszer (FCM és k-közép) eredményeit szemléltetjük. A további klaszterszámokhoz (6 és 7) kapcsolódó osztályozási eredmények képi bemutatása fekete-fehérben sajnos nem igazán informatív a szemlélő számára, ezért attól eltekintettünk.



Ehhez az ArcGIS-be importált ASCII fájlokból és az eredeti NDVI rétegekből osztályleíró fájlok (signatures file-ok) készítettünk, amelyek tartalmazzák osztályonként az átlagokat és a kovariancia értékeket. Ezen adatokból hoztuk létre később az osztályok közötti viszonyokat és a statisztikai jellegű eltéréseket leíró dendrogramokat.

A dendrogramokból kiderült, hogy a két módszerben azonos klaszterszám esetén az osztályok közötti statisztikai mérőszámokban nincs szignifikáns különbség. A pixel-szám-különbséget az alábbi 2. táblázat mutatja be: (Egy rétegen belül az össz-pixelszám: 1.143.954.)

2. táblázat A kapott pixelszám-különbségek azonos klaszterszámra vetítve a két tesztelt eljárásban
 Table 2. Pixelmount-differences referred to the same cluster number in two tested methods

<i>Klaszterszám /darab/</i>	<i>Pixelszám-különbségek</i>
5	5982
6	13650
7	13541
8	25028

A pixelszám-változást grafikusán is kiértékeljük. Megállapítottuk, hogy a képpontok egyenletesen helyezkedtek el, önállóan vagy maximum három alkotott egy pixelcsoportot.

A következő lépésben megvizsgáltuk azt, hogy milyen változások voltak a különféle klaszterszámú osztályozások között. (A fentebb említett két módszer közötti hasonlóság miatt nem tettünk különbséget az FCM és a k-mean módszerek között.) Jól megfigyelhető volt az, hogy a kettes és hármás osztály minden esetben ugyanolyan közel volt egymáshoz (3,14 -3,16). Ezekhez még az egyes osztály is közel volt (5,15–5,22). A 7 és a 8 klaszterszámok esetén a négyes és ötös osztályok estek egymáshoz nagyon közel (3,41 és 3,45). A 6 klaszterszámú osztályozás esetén az ötös a hatos osztályok kerültek közel (2,93), a négyes pedig az előbbi kettőtől távolabb (4,3), így két nagy csoport jött létre: az 1, 2, 3 és a 4, 5, 6. A 8 klaszteres osztályozásnál a hetes és nyolcas osztályok voltak egymáshoz közel (2,9), azoktól pedig nem messze a hatos (4,08). Ebben az esetben három nagyobb osztály-csoport alakult ki: az 1, 2, 3; a 4, 5 és 6, 7, 8.

Az előzőeken kívül vizsgáltuk még a két módszer adta pixelszám-különbségekből képzett négyzetösszeget is. A legkisebb érték az 5 klaszteres osztályozásnál adódott. a második legkisebb összeget a 7 klaszteres osztályozás szolgáltatta, amely viszont az előzőhöz képest egy nagyságrenddel nagyobb volt.

Értékelés

Tanulmányunkban a fuzzy-logika egyik fontos területgazdálkodási alkalmazásával, az irányítatlan osztályozással foglalkoztunk. Ehhez egy Landsat 7 felvételt használtunk fel, pontosabban az abból képzett vegetációs indexet (NDVI-t). Erre a gyakorlatból jól ismert paraméterre alapozva aztán összehasonlítottuk hagyományos k-közép osztályozást és a Fuzzy-C-Mean (FCM) módszert.

A szakmai területen járatos személyek körében ismeretes az, hogy a szakirodalom az NDVI-t gyakran alkalmazza, számos esetben az osztályozás minőségét javító más egyéb paraméterrel együtt is. A mi vizsgálatunk fő célja a két eljárás alternatív felhasználhatóságának eldöntése volt.

A kapott eredmények alapján elmondható, hogy az általunk vizsgált területen az FCM és a k-mean szignifikáns különbséget nem adott. A vizuális interpretáció során tapasztalt pixeleltérések elhelyezkedése azonban olyan kérdések megválaszolását helyezi előtérbe, amely szerint a vizsgált raszter réteg felbontása hogyan befolyásolja a két módszer közötti különbséget, mennyire alkalmas az FCM módszer a k-mean finomítására. E felvetések megválaszolására a további kutatások fognak választ adni.

Megjegyezzük, hogy ilyen jellegű vizsgálattal – az általunk elérhető tanulmányokban – nem találkoztunk. A kérdés megválaszolását ezért is tartottuk fontosnak.

A két módszer tesztelésének eredményei (pixelszám-eltérések) arra is rávilágítottak, hogy azonos klaszterszám esetén hogyan módosult az egyes osztályok nagysága, illetve arra is, hogy a klaszterszám változása milyen eltérést okoz az egyes eljárásoknál. A meghatározott pixelszám-különbségekből ugyanis az „optimális klaszterszám” értékének megállapítása irányában is tovább kívánunk majd lépni. Ehhez is még egyéb vizsgálatokra lesz majd szükségünk.

Köszönetnyilvánítás

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

Irodalom

- HONFI V. 2006: A földhasználat optimalizálása fuzzy alapú modell segítségével. *Acta Agraria Kaposváriensis*, 10(3): 279–287.
- ILLÉS G., KOVÁCS G., BIDLÓ A., HEIL B. 2003: Az Észak-Hanság termőhelyi viszonyainak modellezése „fuzzy”-klasszifikáció és GIS eszközök felhasználásával. *Acta Agraria Kaposváriensis*, 7(3): 45–68.
- CHANG, L., BURROUGH, P.A. 1987: Fuzzy reasoning: a new quantitative aid for land evaluation. *Soil Surv. Land Evaluation*, 7: 69–80.
- KÓCZY, L. T., TIKK, D. 2000: Fuzzy rendszerek. Typotex Kft, Budapest, pp. 122
- MCBRATNEY A. B., MOORE A. H. 1985: Application of fuzzy sets to climatic classification. *Agricultural and Forest Meteorology*, 35, 165–185. In Triantifilis, J. 1990: Application of continuous methods of classification in lower namoi valley. http://www.pedometrics.org/paper/john_t.pdf 2012. 01. 21.
- MCBRATNEY, A. B., INAKWU, ODEH, I. O. A. 1997: Application of fuzzy sets in soil science: fuzzy logic, fuzzy measurements, and fuzzy decisions. *Geoderma*, 77: 85–113.
- ZADEH, L. A. 1965: Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3): 338–353.

COMPARISON OF TRADITIONAL AND FUZZY UNSUPERVISED CLASSIFICATION
ON THE BASIS OF VEGETATION INDEX

I. HAVASI, D. BENŐ

Department of Geodesy and Mine Surveying, Institute of Geophysics and GIS, University of Miskolc
3515 Miskolc-Egyetemváros, e-mail: gbmhi@uni-miskolc.hu, gbmbd@uni-miskolc.hu

Keywords: Fuzzy logic, unsupervised classification, NDVI, land management

In a concise introductory part of this study the Fuzzy logic is overviewed briefly first then one of its important applications in land management, the classification is outlined. After that we deal with the theoretical membership functions well applicable to the aforementioned purpose and procedures taken into account here. Finally we perform a classification in the title using a concrete data set, a Landsat 7 satellite image, and the final results of this research are evaluated.

