



# Monitoring Pistachio Orchards

**ՀԵՌԱԶՆՆՄԱՆ ԵՒ ԵՐԿՐԻ ՈՒՍՈՒՄՆԱՍԻՐՈՒԹՅԱՆ  
ՀԱՏՈՒԿ ԴԱՍԸՆԹԱՑ**

**Ծրագրի անվանումը**

ՄԿՈՒ ցուցադրական համագործակցություն պիստակի համար  
Հայաստանում. աշխարհատարածական մոտեցում

**Ծրագրի հապավում՝ VETfarm**

**Ծրագրի համար՝ 101128732**

**Erasmus+ մասնագիտական կրթության և վերապատրաստման  
ոլորտում կարողությունների զարգացում**

ERASMUS-EDU-2023-CB-VET

ERASMUS+ VET ծրագիր

հունիս 2025

**Դասընթացի նկարագրություն**  
**Հեռազնման եւ Երկրի ուսումնասիրության հատուկ**  
**դասընթաց**  
**VETfarm ծրագիր**

Բաղադրիչներ

Բովանդակություն

1. Ներածություն.....	3
2. Պատկերների դասակարգման սկզբունքները.....	4
3. Հեռազնման պատկերների դասակարգում.....	6
3.1 Պատկերի տարածություն.....	7
3.2 Հատկանիշների տարածություն.....	9
3.3 Սպեկտրալ հատկանիշներ.....	11
3.3.1 Խորանարդային տարածություններ.....	12
4. Հիմնական հասկացություններ.....	15
5. Դասակարգման գործընթաց.....	23
6. Պատկերի դասակարգում. գործնական.....	34
7. Հարց ու պատասխան.....	39
8. Էսսեի ձեւաչափի հարցեր.....	44
9. Հիմնական եզրույթների բառարան.....	46
10. Եզրակացություն. դասակարգման մեթոդաբանություն.....	51
11. Գրականություն.....	52

## 1. Ներածություն

Դասընթացը նախատեսված է պատկերների դասակարգման եւ սեգմենտավորման հիման վրա արբանյակային տվյալներից տեղեկատվության արտահանման մասնագիտական վերապատրաստման համար: Այն ներառում է հեռազննման պատկերների դասակարգման հիմնական հայեցակարգերը, ներառյալ պատկերների եւ հատկանիշների տարածություն հասկացությունները, վերահսկելի ու անվերահսկելի մոտեցումները, դասակարգման տարբեր ալգորիթմները, ինչպիսիք են առավելագույն հավանականությունը, եւ արդյունքների ստուգման կարելու փուլը՝ սխալների կամ շփոթության մատրիցների միջոցով:

Պատկերի դասակարգումն օգտագործվում է տարբեր տարածաշրջանային նախագծերում: Եվրոպական հանձնաժողովը պահանջում է, որ ազգային կառավարություններն ստուգեն ֆերմերների բերքի սուբսիդիաներին առնչվող պահանջները: Դրանց բավարարման նպատակով ազգային կառավարությունները վարձում են ընկերություններ՝ պատկերների դասակարգման մեթոդների միջոցով նախնական գնահատում իրականացնելու համար, որին հաջորդում են դաշտային ստուգումները:

Այս դասընթացը ներառում է նաեւ հեռազննման պատկերների դասակարգման հիմնական հայեցակարգերը, մեթոդներն ու խնդիրները:

Հատուկ ուշադրություն է դարձվում նաեւ արբանյակային պատկերների դիտման եւ մեկնաբանման անվճար ու բաց հասանելիությամբ համակարգերին: Սա թույլ է տալիս մասնակիցներին արդյունավետ հավաքել իրենց նախագծերի վերաբերյալ արդիական տեղեկատվություն եւ հետեւել ժամանակի ընթացքում տեղի ունեցող փոփոխություններին:

Հիմնական նպատակները՝

- Տրամադրել արբանյակային տվյալներից տեղեկատվություն արտահանելու համար անհրաժեշտ գիտելիքներ, հմտություններ եւ հասկացողություն:

- Զարգացնել հեռազննման պատկերների դասակարգման հիմունքների հասկացողությունը:

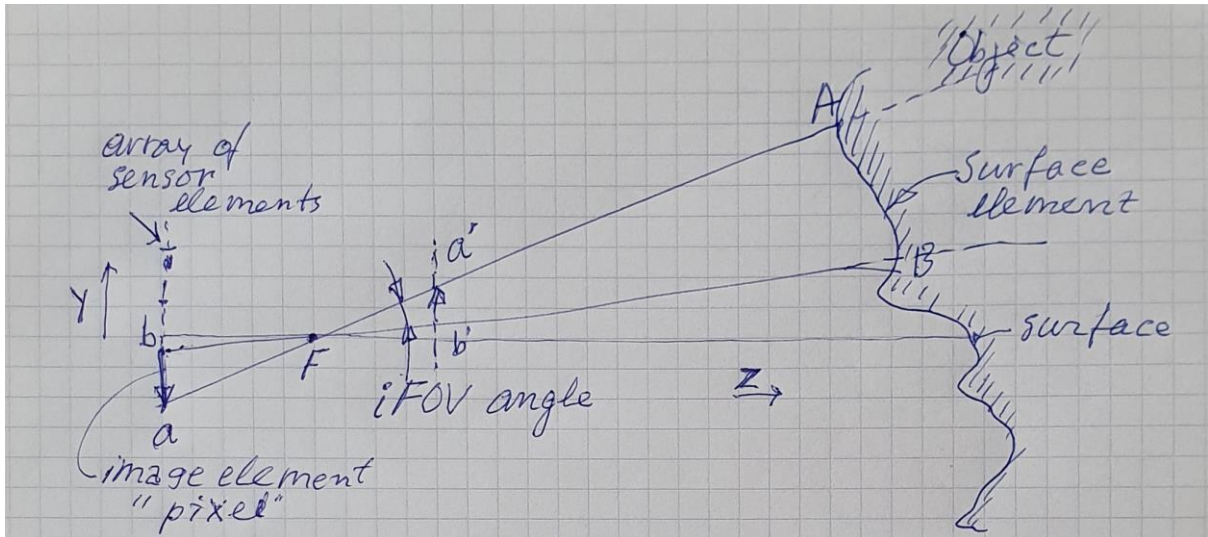
## 2. Պատկերների դասակարգման սկզբունքները

**Նպատակ՝** դասակարգել պատկերի օբյեկտները կամ գնահատել օբյեկտի մոդելի պարամետրերը:

**Պատկեր՝** ընդգրկում է ուսումնասիրվող ֆիզիկական մակերեսը: Հեռազննման համատեքստում սրանք սենսորով դիտարկվող իրական ֆիզիկական էակներ են կամ օբյեկտները՝ իրենց շրջակայքով: Օբյեկտների մակերեսայինները նմուշառվում են սենսորների IFOV զանգվածների միջոցով: Գյուղատնտեսական համատեքստում, օրինակ, օբյեկտի մակերեսայինը կարող է պարունակել, պիստակենիներ, ջրանցքներ, ճանապարհներ, խոտածածկույթներ եւ հետամասեր, ինչպիսիք են հողերը եւ ժայռերը:

**Պատկերի օբյեկտներ՝** ֆիզիկական օբյեկտներն են եւ իրական աշխարհում (3D) գոյություն ունեցող դրանց շրջակայքը, որն ուսումնասիրության առարկան է: Այս օբյեկտների մակերեսները նմուշառվում են սենսորների IFOV զանգվածների միջոցով: IFOV-ի «կոշտ» կոնի հատումն օբյեկտի մակերեսայինի հետ պրոյեկտվում է սենսորային տարրի վրա, եւ այս հատումից ֆոտոնների քանակը ներկայացված է որպես պատկերի տարրեր կամ «պիքսելներ»:

Նկար 1-ը ցույց է տալիս, թե ինչպես է պատկերի ձեւավորման համակարգը օբյեկտի որոշակի տարածքից ֆոտոններ որսում: IFOV-ը (ակնթարթային տեսադաշտ) նեղ տեսադաշտի կոնն է, որը տեսնում է սենսորային զանգվածի վրա գտնվող մեկ պիքսելը կամ պատկերի տարրը: Երբ այս կոնը հատվում է ֆիզիկական «օբյեկտի մակերեսայինի» հետ, օբյեկտի վրա այդ որոշակի կետից (կոչվում է «գետնի լուծաչափի բջիջ» - GRC) եկող ֆոտոնն ուղղորդում եւ գրանցում է մեկ սենսորային տարրը:



Նկար 1. Այս դիագրամը պատկերում է IFOV «կոշտ» կոնի հատումն օբյեկտի մակերևույթի հետ, որը պրոյեկտվում է սենսորների զանգվածի սենսորային տարրի վրա (AB " b,a): AB տարածքը, որը ներկայացնում է օբյեկտի մակերևույթի ընտրված հատվածը, կոչվում է նաև գետնի լուծաչափի բջիջ (GRC): Ab-ում ֆոտոնների քանակը ներկայացված է որպես պատկերի տարրեր կամ «պիքսելներ» a', b' հարթությունում: IFOV-ը հաստատուն է, այլ փոփոխվում է սենսորի դիրքի հետ կապված՝ կիզակետի նկատմամբ, ինչը ցույց է տալիս օպտիկական կարգավորման եւ ընդգրկված պատկերի տվյալների միջեւ դինամիկ կապը:

**Պատկերի տարրեր (պիքսելներ)** - Սենսորների զանգվածների տվյալները կարող են ներկայացվել որպես պիքսելների զանգվածներ (պատկերի տարրեր):

**Սպեկտրալ առանձնահատկություններ** - Սենսորների զանգվածները հաշվում են ֆոտոնները (որոնք նաև կոչվում են «թվային նիշեր – DN») առանձին սպեկտրալ միջակայքերում, որոնք կարող են վերածվել սպեկտրալ առանձնահատկությունների:

**Տարածական առանձնահատկություններ** - պատկերների կապակցված (հարակից) նմուշները կազմում են տարածական առանձնահատկություններով (հատկություններ) շրջաններ:

**Հարկանիշների դասեր** - կամ պարամետրեր, գնահատվում են նախնական գիտելիքների (GIS) կամ նախորդ արդյունքների, ինչպես նաև սպեկտրալ եւ տարածական առանձնահատկությունների հիման վրա:

**Գնահատումը** հիմնված է պատճառահետեւանքային եւ/կամ վիճակագրական մոդելների վրա, որոնք պահանջում են վերահսկելի նմուշառում:

**Ուսուցման նմուշներ** - հավաքվում են ուսուցման շրջանների միջոցով, որոնք հայտնի են նաեւ որպէս հետաքրքրության շրջաններ (ROI): Դրանք ընտրվում են համասեռ տարածքներից եւ կարող են նշվել դասի պիտակներով կամ կլաստերի (խմբի) ցուցիչով:

**Կլաստերներ (խմբեր)**- սահմանվում են որպէս տարածական առանձնահատկությունների հարակից կետեր (սպեկտրալ առանձնահատկություններ):

**Պարամետրիկ կամ ոչ պարամետրիկ** - տարածական առանձնահատկությունների կետերի խտությունը մոդելավորվում է վիճակագրական բաշխումներով (պարամետրիկ կամ ոչ պարամետրիկ):

**Պարկերի շրջաններ** - ունեն տարածական հատկություններ (հատկանիշներ), որոնք կարող են օգտագործվել ընտրության համար:

**Ուսման ժամանակ** տեղի են ունենում սպեկտրալ եւ տարածական առանձնահատկությունների միջեւ փոխազդեցություններ:

### 3. Հեռազննման պատկերների դասակարգում

Հեռազննումը ներառում է սենսորների միջոցով օբյեկտի մակերեսային մասին տվյալների հավաքագրում, որոնք այնուհետեւ մշակվում են՝ արժեքավոր տեղեկատվություն ստանալու համար, հաճախ քարտեզների կամ թեմատիկ դասակարգումների տեսքով: Պատկերի դասակարգումն այս գործընթացի հիմնական մեթոդն է, որը պատկերի չմշակված տվյալները վերածում է առանձնահատկությունների դասերի կամ թեմատիկ քարտեզների, ինչպիսիք են հողածածկույթի քարտեզները: Դասակարգված պատկերները ծառայում են որպէս մուտքային տվյալներ երկրատեղեկատվական համակարգերի (ԵՏՀ) համար՝ աջակցելով բազմազան վերլուծությունների եւ որոշումների կայացման ընթացքում: Օրինակ, Երոպական հանձնաժողովը պահանջում է, որ ազգային

կառավարությունները զտեն բերքի սուբսիդավորման դիմումները, ինչը ներառում է պատկերի դասակարգման միջոցով նախնական գույքագրումներ, որին հաջորդում են դաշտային ստուգումները:

Այս դասընթացի կիրառական խնդիրն է նույնականացնել էկրանի օբյեկտները, ինչպիսիք են պիստակի դաշտերը եւ ճանապարհները, դասակարգել եւ գնահատել դրանց պարամետրերը:

Հեռազննման պատկերների դասակարգումը գործընթաց է, որն օգնում է հեռահար եղանակով ստացված պատկերներից տեղեկատվություն ստանալ՝ պիքսելները որոշակի առանձնահատկությունների դասերի պիտակների կամ թեմատիկ դասերի վերագրելով՝ հիմնվելով դրանց բնութագրերի վրա: Սա մեքենայական ուսուցման մեթոդ է, որը թույլ է տալիս համակարգչին որոշակի պայմանների համապատասխան մեկնաբանություններ անել: Այս գործընթացը հեռազննման պատկերները վերածում է հողաձածկույթի տեսակների (դասերի), ինչպիսիք են հողի տիպերի կամ մշակաբույսերի հիվանդությունների քարտեզները, այդ թվում՝ պիստակենիների հետ կապվածները: Պատկերների դասակարգման հիմնական ենթադրությունն այն է, որ հատկանիշների տարածության որոշակի մասը համապատասխանում է որոշակի դասի, այսինքն՝ սպեկտրալ առումով նման պիքսելները խմբավորվում են՝ ձեավորելով համապարփակ կլաստերներ (խմբեր):

### 3.1 Պատկերի տարածություն

Հեռազննման մեջ ռադիոմետրիկ չափումները հիմնականում սենսորի ելքային տվյալներն են: Այս նպատակով սենսոր կարող է լինել RGB տեսախցիկը կամ արբանյակային բազմասպեկտրալ տեսաձիջը (սքաներ), ինչպիսին է Sentinel-2-ը: Թվային պատկերը երկչափ մատրից է, որտեղ բնորոշ տարրը նշանակվում է որպես  $(x_i, y_j)$ , որտեղ  $i=1, 2, \dots, r$  եւ  $j=1, 2, \dots, c$  (որտեղ  $r$ -ը տողերի,  $c$ -ն՝ սյուների քանակն է): Պատկերի յուրաքանչյուր տարրի համար ֆոտոնների քանակի հավաքածուն հասանելի է մի քանի սպեկտրալ շերտերում (կոչվում է «պատկերի տարածություն» - Նկար 2):

Ենթադրենք, որ նշանակում են  $d(x_i, y_j)$  այն նմուշները, որոնք համապատասխանում են  $N$ -աչափ տարածության  $D$  հարթություններին պատկերի նմուշի դիրքում  $(x_i, y_j)$ , որտեղ  $N$ -ը սպեկտրալ շերտերի քանակն է: Սենսորի ելքային տվյալը  $N$  չափումների հավաքածու է, որոնցից յուրաքանչյուրը համապատասխանում է մեկ տեսաճրիչի ալիքին: Մեկ նմուշին վերաբերող բոլոր չափումների հավաքածուն միավորվում է չափումների վեկտորի մեջ՝

$$d = [d_1 \ d_2 \ \dots \ d_N]^T$$

որտեղ  $T$ -ն մատրիցի տեղափոխության օպերատորն է: Չափման  $d(x_i, y_j)$  վեկտորը այնուհետև կրճատվում է մինչև  $d$ : Վեկտորները նշվում են թավ տառերով (օրինակ՝  $\mathbf{d}$  կամ  $\mathbf{p}$ ):

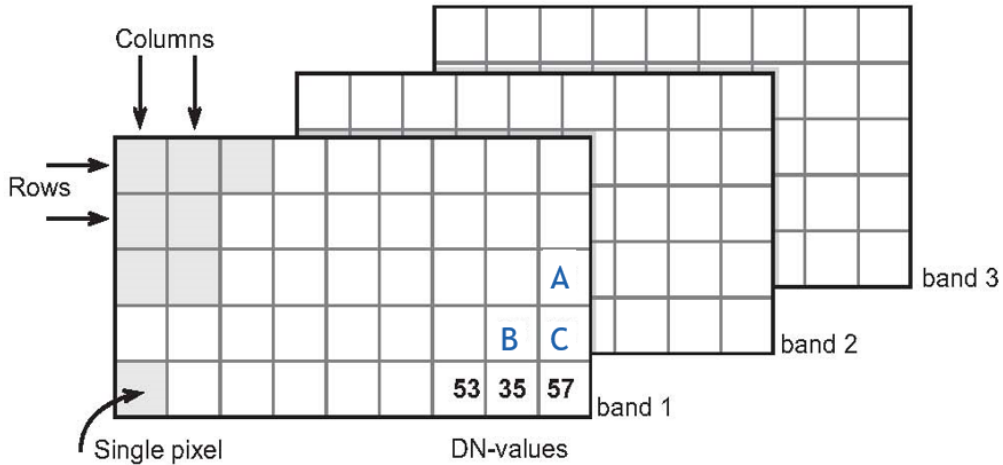
$d$ -ի  $N$  չափողականությունը որոշում է դասակարգման համար օգտագործվող շերտերի քանակը.

$$N = \dim(d) = \text{չափումների (կամ շերտերի) քանակը}$$

$\mathbf{d}$  չափման վեկտորը ցույց է տալիս  $N$ -աչափ տարածության  $D$  հարթությունում մեկ կետ: Չափումները ներկայացված են որպես թվային տվյալներ՝ ֆոտոնների հաշվարկի ֆիզիկական չափումով:

Վերջապես,  $d$ -ն ամրագրված ժամանակում բազմասպեկտրալ տվյալների հեռահար հավաքածու է:

# IMAGE SPACE



- PIXEL A: 34,25,117
- PIXEL B: 11,77,51
- PIXEL C: 33,24,119

Նկար 2. Պատկերի ֆայլը պարունակում է սենսորի յուրաքանչյուր սպեկտրալ շերտի համար թվային պատկերում: Յուրաքանչյուր շերտի համար ֆոտոնների քանակը կամ DN արժեքները պահվում են տող-սյունակ դասավորությամբ:  $N = 3$  (շերտերի քանակը):

## 3.2 Հատկանիշների տարածություն

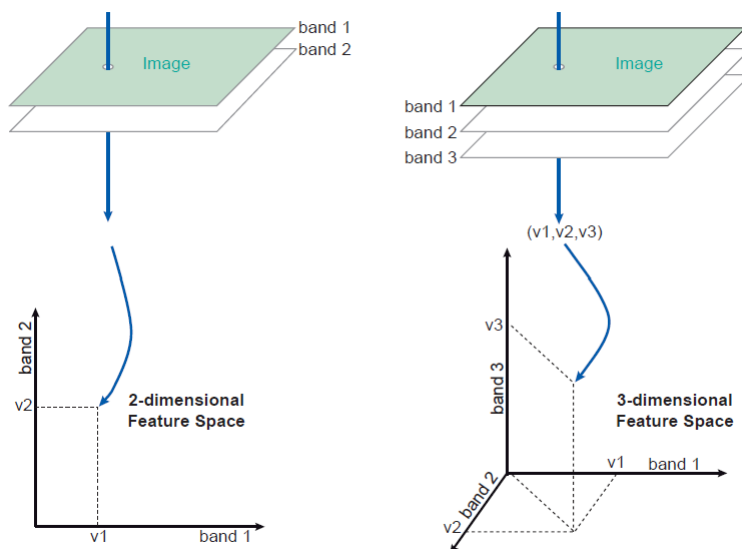
Երկշերտ պատկեր դիտարկելիս կարող ենք ասել, որ սենսորի «մակերեսության տարրի» կամ սենսորի GRC-ի երկու DN-ները 2D վեկտորի  $[d1, d2]$  բաղադրիչներ են, որոնք կազմում են հատկանիշների վեկտոր (նկար 3): Հատկանիշների վեկտորի օրինակ է  $[13, 55]$ -ը, որը ցույց է տալիս, որ 1-ին եւ 2-րդ շերտերի հարակից պիքսելներն ունեն 13 եւ 55 DN: Այս վեկտորը կարող է գծագրվել երկչափ գծապատկերով:

Նման կերպ, բջջի հատկանիշների եռաչափ վեկտորը  $[d1, d2, d3]$  կարող ենք պատկերել եռաչափ գծապատկերի վրա գտնվող եռաշերտ պատկերին:

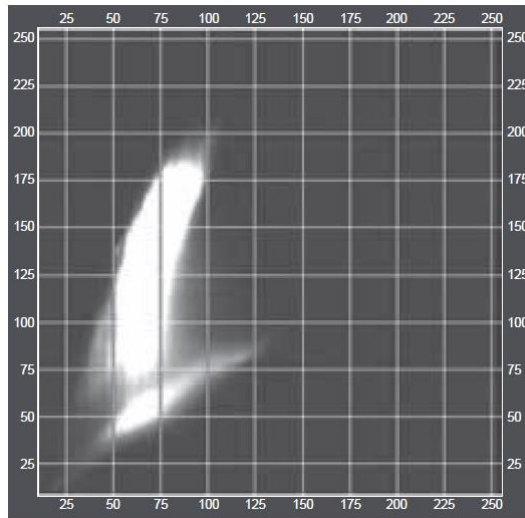
Հատկանիշների վեկտորները ցույց տվող գրաֆիկը կոչվում է հատկանիշների տարածություն կամ հատկանիշների տարածության գծապատկեր կամ ցրման գրաֆիկ: Նկար 3-ը ցույց է տալիս է, թե ինչպես է հատկանիշային վեկտորը (մեկ GRC-ի հետ կապված) արտապատկերվում հատկանիշային տարածության մեջ երկու եւ երեք շերտերի համար: Առավել տարածված են հատկանիշային տարածության երկչափ գծապատկերները:

Պետք է նկատի ունենալ, որ արժեքների կառուցումն ավելի դժվար է քառաչափ կամ ավելի դեպքերում, չնայած հայեցակարգը մնում է նույնը: Չորս կամ ավելի շերտերի հետ աշխատելիս գործնական լուծում է երկու շերտերի բոլոր հնարավոր համակցություններն առանձին-առանձին գծելը: Չորս շերտի համար սա արդեն տալիս է վեց համակցություն՝ շերտեր-1 եւ 2, 1 ու 3, 1 եւ 4, 2 ու 3, 2 եւ 4, 3 ու 4:

Պատկերների հատկանիշային վեկտորների բոլոր զույգերի կառուցումը տալիս է ցրման գծապատկերների հավաքածուի ցրման երկչափ գրաֆիկ (Նկար 4): Ցրման երկչափ գծապատկերը տեղեկատվություն է տրամադրում երկշերտ պատկերում հանդիպող պիքսելային արժեքների զույգերի մասին: Պետք է նկատի ունենալ, որ որոշ համակցություններ ավելի հաճախ կհանդիպեն:



Նկար 3. Հատկանիշների տարածությունում GRC պիքսելային արժեքների կառուցումը երկու եւ երեք ալիքային պատկերների համար



Նկար 4. ՀՁ պատկերի երկու շերտի ցրման գծապատկեր: Ուշադրություն դարձնել  $x$  եւ  $y$  առանցքների վրա գտնվող միավորներին: Հատկանիշների փարածության որոշակի կետում ինտենսիվությունը կապված է այդ կետում բջիջների քանակի հետ:

### 3.3 Սպեկտրալ հատկանիշներ

Պատկերի դասակարգման նպատակն է պիքսելները վերագրել օբյեկտների որոշակի դասերի՝ հիմնվելով դրանց սպեկտրալ հատկանիշների (այսինքն՝ դրանց հատկանիշների վեկտորների) վրա՝ համեմատելով դրանք հատկանիշների տարածության նախապես սահմանված կլաստերների (խմբերի) հետ:

*Ցուցադրման համար RGB ալիքների քարտեզագրումը* - Պատկերների ցուցադրման համակարգչային էկրանները սովորաբար պատկերի տվյալները վերածում են անընդհատ անալոգային պատկերի՝ օգտագործելով էկրանի կարմիր, կանաչ եւ կապույտ (RGB) հիմնական գույները: Դրան հասնելու համար բազմասպեկտրալ պատկերի երեք շերտը մշակվում են որոնման (փոխակերպման) աղյուսակների (LUT) միջոցով, որոնք ֆոտոնների քանակը (դրանց ամբողջ թվերը) վերածում են կարմիր, կանաչ եւ կապույտ ցուցադրման ալիքների: 24-բիթային ցուցադրման համակարգում յուրաքանչյուր շերտ վերագրվում է ցուցադրման գույներին համապատասխանող երեք 8-բիթային ամբողջ թվերից մեկին (R, G, B): Սակայն, RGB-ն ընկալման առումով միատարր չէ. թվային նման

տարբերությունները պարտադիր չէ, որ նշանակեն նմանատիպ տեսողական տարբերություններ:

Երեք RGB սպեկտրալ շերտերով պատկեր դիտարկելիս, երեք շերտերը ձեւավորում են եռաչափ առանձնահատկությունների վեկտոր: Այս վեկտորը հնարավոր է պատկերել եւ գծել եռաչափ գծապատկերի վրա, որը կոչվում է առանձնահատկությունների տարածություն կամ ցրման գրաֆիկ: Այս հասկացությունն ուղղակիորեն նման է « RGB խորանարդ տարածությանը»:

### 3.3.1 Խորանարդային տարածություններ

Պատկերները հաճախ ներկայացվում են RGB (կարմիր, կանաչ, կապույտ) գունային տարածությունում: Յուրաքանչյուր պիքսել ունի երեք արժեք:

RGB գունային խորանարդը RGB (կարմիր, կանաչ, կապույտ) տվյալների հայեցակարգային ներկայացումն է: Այն գործում է որպես պատկերման համար տվյալների տարածություն՝ ստացված եռաշերտ սենսորներից, ինչպիսիք են RGB տեսախցիկները: Ահա գունային խորանարդի բովանդակությունը.

RGB խորանարդային տարածությունը եռաչափ առանձնահատկությունների տարածություն է, որը հատուկ նախագծված է եռաշերտ հեռագննման տվյալների ցուցադրման եւ մշակման համար, որտեղ յուրաքանչյուր առանցք ներկայացնում է կարմիր, կանաչ կամ կապույտ միջակայքերի ֆոտոնների մասշտաբավորված քանակը:

*Չափումներ եւ տվյալների բջիջներ* - երբ RGB տվյալները մասշտաբավորվում են մինչեւ բայթերի միջակայք (0-255), գունային խորանարդը կարելի է համարել որպես  $256^3$  կամ  $2^{24}$  տվյալների բջիջներ կամ եռաչափ բջիջներ պարունակող: Այս «գունային խորանարդը» տեսողականորեն ներկայացնում է կարմիր, կանաչ եւ կապույտ ֆոտոնների քանակի արժեքների բոլոր հնարավոր համակցությունները: Այս եռաչափ տարածության առանցքները համապատասխանում են կարմիր, կանաչ եւ կապույտ բաղադրիչների ինտենսիվությունների: 8-բիթանոց մեկ ալիքի համակարգի համար այս խորանարդը տատանվում է (կարմիր = 0, կանաչ = 0, կապույտ = 0) (սեւ) մինչեւ (կարմիր = 255, կանաչ = 255, կապույտ = 255): Սեւը

(RGB = 0) ներկայացնում է այս խորանարդի ընդհանուր սկզբնակետը, իսկ առավելագույն արժեքները (օրինակ՝ յուրաքանչյուր ալիքի համար 255) ներկայացնում են ֆոտոնների քանակի մասշտաբով որոշվող հագեցվածության մակարդակները: Այս «գունային խորանարդը» եռաչերտ տվյալների համար առանձնահատկությունների տարածության հատուկ տեսակ է, որը թույլ է տալիս սպեկտրալ տեղեկատվությունը պատկերել երեք չափումներով, նման այն բանին, թե ինչպես կարելի է երկչերտ պատկերը ցուցադրել երկչափ ցրման գծապատկերում:

Պատկերների դասակարգման համար նման տարածության օգտագործման հիմնական սկզբունքն այն է, որ տարբեր նյութեր (կամ հողային ծածկույթի տեսակներ) ցուցաբերում են տարբեր սպեկտրալ բնութագրեր: Հետեւաբար, սպեկտրալ առումով նման պիքսելները խմբավորվելու միտում ունեն՝ կազմելով այս բազմաչափ առանձնահատկությունների տարածությունում կոմպակտ խմբեր (կլաստերներ), ներառյալ RGB խորանարդի տարածությունը:

### ***Այլ գունային տարածությունների հետ համադրում***

Սեգմենտացիայի եւ խմբավորման արդյունավետությունը բարելավելու համար պատկերները հաճախ RGB-ից փոխակերպվում են այլընտրանքային գունային տարածությունների (աղյուսակ 1):

RGB գունային խորանարդի պարունակությունը եւ մակերեսույթը կարող են համադրել/համակցել այլ կոորդինատային համակարգերի: Օրինակ, այն կարելի է բաժանել հետեւյալ կերպ.

***Ինդենսիվություն*** (I) - սա բազմապատկիչ գործոն է, որը սովորաբար կարմիր, կանաչ եւ կապույտ ֆոտոնների քանակի գումարն է (մասշտաբավորված մինչեւ թվային միջակայք), օրինակ՝  $(\text{կարմիր} + \text{կանաչ} + \text{կապույտ})/3$ : Լուսավորության պայմանները, ինչպիսիք են ստվերները եւ մգեցումը, կարող են ազդել «ինտենսիվության» գործոնի վրա:

***Ուղղահայաց գունային հարկանիշներ*** ( $m_1, m_2$ ) երկու ուղղահայաց առանցք են, որոնք սահմանում են նորմավորված գումարով գունային տարածության մեջ գունային եռանկյունին: Այս  $m_1 m_2$  փոխակերպումը քանակական վերլուծության

համար նախընտրելի է HSV-ի (երանգ, հագեցվածություն, արժեք) նման համակարգերից, քանի որ  $m_1$ -ը եւ  $m_2$ -ը մաթեմատիկորեն անկախ են եւ ցածր հագեցվածության դեպքում չեն տուժում աղմուկի ուժեղացումից՝ ի տարբերություն երանգի: Ուղղահայաց առանցքների օգտագործման հայեցակարգն ընդհանրացվում է սպեկտրալ միջակայքերի ցանկացած քանակի համար: **Վերլուծության նպատակը** - գունային RGB խորանարդից չմշակված տվյալների (որոնք կարող են լինել փոխկապակցված եւ ավելորդ) փոխակերպումը  $m_1$ ,  $m_2$  եւ  $l$ -ի նման հատկանիշների, վերջիններիս արտահանման ձեւ է: Նպատակն է առանձնացնել հնարավոր տեղեկատվությունն ավելորդ տվյալներից եւ ապահովել օբյեկտի անդրադարձման հարաբերական բնութագրերի առավել կայուն եւ հուսալի ներկայացումը, որը կարելի է այնպիսի խնդիրների համար, ինչպիսին է օբյեկտների դասակարգումը:

Աղյուսակ 1. Հատվածավորման (սեզմենտացիայի) եւ խմբավորման արդյունավետության բարելավման համար պատկերները հաճախ RGB-ից փոխակերպում են այլընտրանքային գունային տարածությունների

Գունային տարածություն	Բաղադրիչներ	Ինչու կիրառել հատվածավորման ժամանակ
<b>I</b>	Ինտենսիվություն (I)	Սա բազմապատկիչ գործոն է, կարմիր, կանաչ, կապույտ ֆոտոնների քանակների բնորոշ գումարն է (մասշտաբավորված մինչեւ թվային միջակայք), ինչպես օրինակ (կարմիր+կանաչ+կապույտ)/3.
<b>HSV</b>	Երանգ, հագեցվածություն, արժեք	Գույները բաժանում է ինտենսիվությամբ: Երանգը շատ հարմար է առանց լույսը հաշվի առնելու գույների ճանաչման ժամանակ:
<b>m1m2I</b>	Ուղղահայաց գունային բաղադրիչներ (m1, m2) եւ ինտենսիվություն(I)	m1m2-ն ինտենսիվության հետ միասին ուղղահայաց (I) գունային հատկանիշներ են, այլընտրանքային կոորդինատային համակարգի ձեւ, RGB (կարմիր, կանաչ, կապույտ) ` տվյալների ներկայացման համար
<b>Նորմավորված RGB</b>	$r = R/(R+G+B)$ եւն	Փոքր հաստատուն (օր.՝ 0.001), որը հաճախ ավելացնում են հայտարարին՝ 0-ի վրա բաժանումը կանխելու համար:

#### 4. Հիմնական հասկացություններ

**Ռադիոմետրիկ դասեր** - պատկերի պիքսելների դասակարգումը վերաբերում է դասակարգման ենթակա նմուշներին (կամ պիքսելներին): Ենթադրվում է, որ գոյություն ունի հնարավոր ռադիոմետրիկ դասերի (դասի պիտակների) վերջավոր հավաքածու:

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k, \dots, \omega_K\}$$

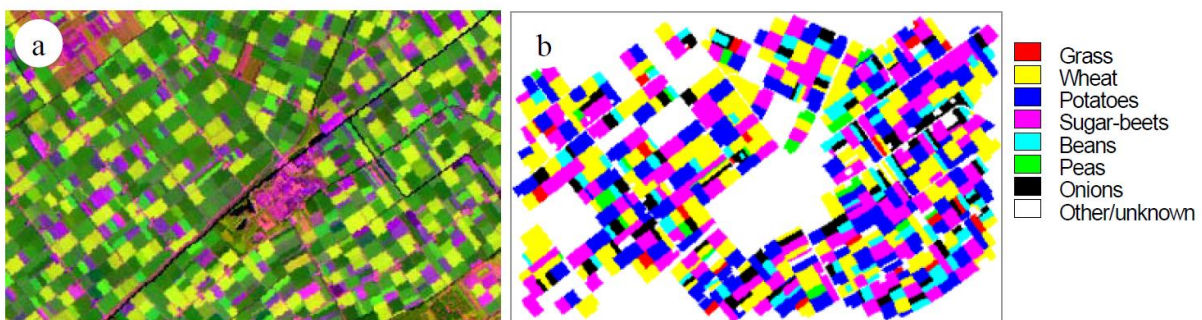
Ω-ի ωk տարրերը կոչվում են ռադիոմետրիկ դասեր, իսկ Ω-ը ռադիոմետրիկ դասերի հավաքածուն է: Տարբերակվող դասերի քանակը հետեւյալն է.

$$K = \text{քարտեզ } (\Omega) = \text{դասերի քանակ}$$

K - ωk դասերը ներկայացված են մեկ դասի անվամբ կամ պիտակով, որը սահմանում է ԵՏՀ օգտատերերի համայնքը:

Նիդեռլանդների Ֆլեվոպոլդեր քաղաքի գյուղատնտեսական շրջանում արբանյակային պատկերի վրա մշակաբույսերի դասակարգման օրինակը ցույց է տալիս դասերի հավաքածուի գաղափարը: Պատկերը գրանցվել է Landsat Thematic Mapper սենսորով, որը չափում է անդրադարձված արեւի լույսը վեց սպեկտրալ շերտում (տեսանելի եւ ինֆրակարմիր)՝ 30 մ տարածական լուծաչափով (նկար 5): Ենթադրենք Ω-ն դասակարգման դասերը սահմանում են յոթ հիմնական մշակաբույսերը, այսինքն՝

$$\Omega = \{ \text{խոտ, ցորեն, կարտոֆիլ, շաքարի ճակնդեղ, լոբի, ոլոռ եւ սոխ} \}$$



Նկար 5. Գյուղատնտեսական դաշտերի հայտնաբերումը եւ դասակարգումը հեռազննման պատկերներում. (ա) Flevopolder Landsat-TM պատկերներ, որոնք ստացվել են 1987 թվականի հուլիսի 7-ին Բիդդինգհայզեն տարածքում, 5, 4 եւ 3 շերտերում (RGB): (բ) 1987 թվականի հողաձածկույթի քարտեզ, որը ցույց է տալիս յոթ հիմնական մշակաբույսերը

Պատկերի դասակարգման խնդիրն է դասակարգել եւ ճանաչել տարածքում մշակաբույսերը: Ω-ի այս հստակ սահմանումը բացառում է մյուս բոլոր դասերը. գյուղը, որոշ ջրանցքներ, որոշ անտառներ, ճանապարհներ եւ ֆերմերային տներ, չնայած դրանք առկա են տարածքում, չեն ներառվում դասակարգման արդյունքներում: Միասին կազմում են անհայտ ω0 դասը:

Ձ դասերի հավաքածուն կարող է բավականին տարբեր կերպ սահմանվել՝ կիրառությունից կախված: Ձ-ի սահմանումը հիմնականում կիրառության հարց է:

**Թեմատիկ քարտեզներ** - պատկերի դասակարգումը պատկերներից թեմատիկ քարտեզներ ստեղծելու գործընթաց է: Թեմաները կարող են տատանվել, կախված օբյեկտների կատեգորիաներից կամ դասերից, ինչպիսիք են հողը, բուսականությունը եւ մակերեսության ջրերը (նաեւ վերելում նշված ռադիոմետրիկ դասը): Հետեւաբար, թեմատիկ քարտեզ ստեղծելու համար, յուրաքանչյուր պիքսելի «Labels» դասը փոխարինում է ֆոտոնների քանակը:

**Պիքսելների կամ պիքսելների խմբերի միջեւ համանմանություն** - օրինակ՝ դասակարգման մեջ ցանկանում ենք պիտակավորել գետնի վրա նմանատիպ ֆիզիկական բնութագրեր ունեցող տարածքները: Դա կատարվում է նման բնութագրեր ունեցող տվյալների խմբավորմամբ:

**Պարամետրիկ, թե ոչ պարամետրիկ դասակարգում** - դասակարգման ալգորիթմները կարելի է բաժանել երկու տեսակի՝ պարամետրիկ եւ ոչ պարամետրիկ: Պարամետրիկ ալգորիթմները ենթադրում են որոշակի վիճակագրական դասակարգային, սովորաբար նորմալ բաշխում, եւ դասակարգման համար պահանջում են բաշխման պարամետրերի գնահատականներ փորձնական նմուշից, ինչպիսիք են միջին վեկտորը եւ կովարիացիոն մատրիցը: Ոչ պարամետրիկ ալգորիթմները չեն կատարում որեւէ ենթադրություններ հավանականության բաշխման վերաբերյալ եւ հաճախ համարվում են հուսալի, քանի որ դրանք կարող են լավ աշխատել դասակարգային բաշխումների լայն շրջանակի համար. սակայն դրանք պահանջում են փորձնական նմուշների զգալի քանակ:

**Խմբերի (կլաստերների) ձեւավորում** - հիմնական գաղափարն այն է, որ սպեկտրալ նմանատիպ ցամաքային ծածկույթի շրջաններից կամ տեսակներից (դասերից) ծագող պիքսելները կազմում են կոմպակտ կլաստերներ կամ խմբեր: Այս խմբավորումները հայտնի են որպես «կլաստերներ» եւ սահմանվում են իբրեւ հատկանիշների տարածության հարակից կետեր: Օրինակ, ջրային, ինչպես նաեւ

խոտի կամ ծառի հատկանիշների վեկտորները սովորաբար կազմում են կոմպակտ խմբեր:

**Տարբեր կլաստերները նույնականացնելու ուսուցում** - սովորաբար, տարբեր ռադիոմետրիկ դասերի համապատասխանող տարբեր կլաստերները նույնականացվում են հատկանիշների տարածքում «ուսուցման» գործընթացի միջոցով: Բազմաշերտ պատկերից հատկանիշների յուրաքանչյուր վեկտոր կարող է գծագրվել այս տարածության մեջ: Այս սկզբունքը թույլ է տալիս յուրաքանչյուր պիքսել համեմատել այս՝ նախապես սահմանված կլաստերների հետ, թույլ տալով նշանակել ամենահամապատասխան դասը:

Կլաստերների նույնականացումն ինտերակտիվ գործընթաց է եւ իրականացվում է ուսուցման ընթացքում: Առանձին պիքսելների համեմատությունը կլաստերների հետ կատարվում է դասակարգչի ալգորիթմների միջոցով:

Ուսուցումը ներառում է պիքսելների ընտրություն՝ ցանկալի դասերը ճանաչելը դասակարգողին սովորեցնելու համար, իսկ դասակարգումը ներառում է լուծման սահմանների որոշում, որոնք բաժանում են հատկանիշների տարածությունը՝ համաձայն փորձնական պիքսելների հատկությունների: Այս քայլը կամ վերահսկում է վերլուծողը, կամ համակարգչային ալգորիթմի միջոցով չի վերահսկվում:

Սկզբունքորեն, ուսուցման հավաքածուն [d, ω] ցույց է տալիս կիրառությունը, այսինքն՝ հայտնի նույնականության չափումների վեկտորները, որոնք ենթադրվում է, որ ներկայացնում են հետաքրքրության դասերը: Հավանականության բաշխման պարամետրերը գնահատելու համար պետք է հասանելի լինեն **համապատասխան ուսուցման հավաքածուները**:

Ուսուցման նմուշները հավաքվում են հետաքրքրության շրջանների (ROI) միջոցով: ROI-ներն ընտրվում են

- դասերի քանակի սահմանման,
- առանց դասերի միջեւ խառնվելու, համասեռ դասերի միջեւ լինելու,
- դասի ներսում ամբողջական փոփոխականությունը ներկայացնելու համար,

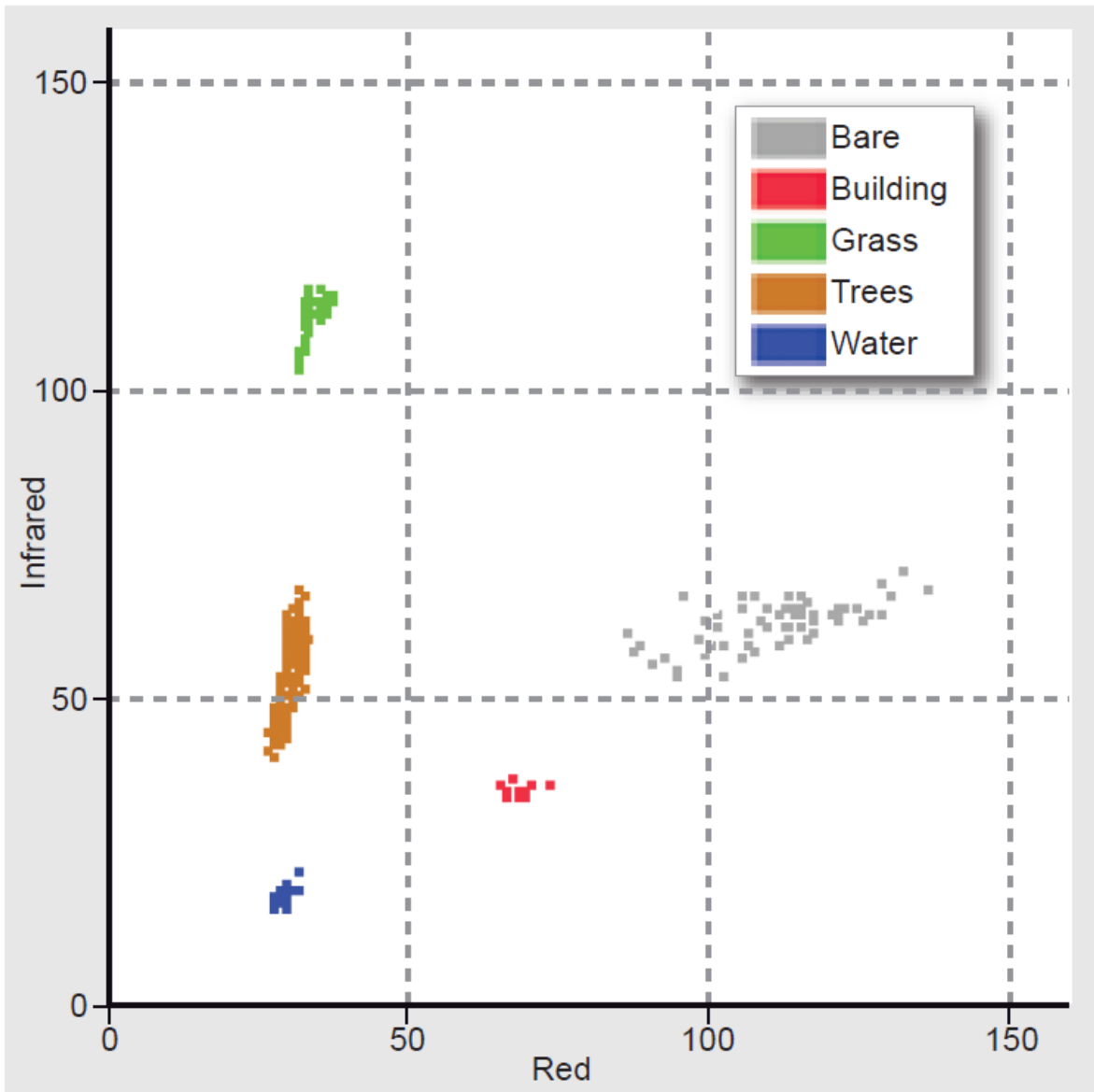
- քանի որ հաճախ յուրաքանչյուր դասի համար պահանջվում է մեկից ավելի հատված կամ տարածաշրջան,

- քանի որ որոշ դասեր կարող են ունենալ փոքր տարածվածություն, օրինակ՝ «սալարկված» ճանապարհը:

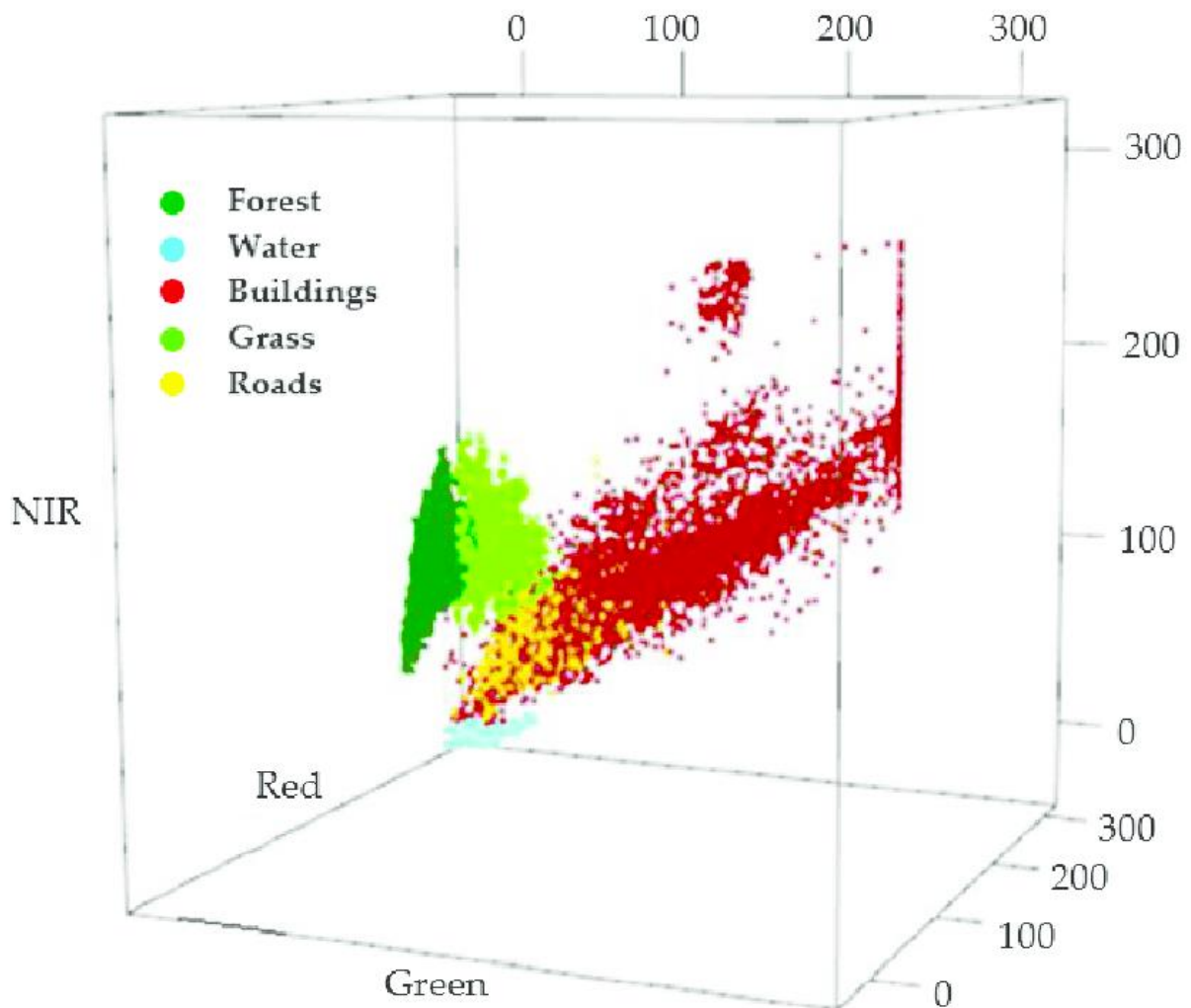
- ուսուցման նմուշները դասակարգումից առաջ վերլուծելու համար:

Բազմաչափ գրաֆիկ, որը գծագրում է չափերի **d** վեկտորները: Յուրաքանչյուր պիքսել համապատասխանում է առանձնահատկությունների տարածության մեկ կետի: Առանձնահատկությունների տարածության կետերի կլաստերները համապատասխանում են օբյեկտների տարբեր դասերի:

Նկար 6-ը պատկերում է երկչափ առանձնահատկությունների տարածություն, որը գծագրում է հողաձածկույթի հինգ որոշակի տեսակի (դասի) կլաստերներ, ինչպիսիք են ջուրը եւ ծառերը:



Նկար 6. Երկչափ առանձնահատկությունների տարածություն, որը ցույց է տալիս հինգ դասի համապատասխան կլաստերները, յուրաքանչյուր դաս զբաղեցնում է առանձնահատկությունների տարածության սահմանափակ տարածք



*Նկար 7-ը պատկերում է եռաչափ առանձնահատկությունների տարածություն, որտեղ գծագրվում են կանաչ, կարմիր եւ մերձինֆրակարմիր տիրույթներում հինգ հողածածկույթի դասերի համար նախատեսված փորձնական պիքսելները*

**Մակարդակ-կտրվածք դասակարգիչ** - հայտնի է նաեւ որպես տուփերի կամ զուգահեռաձողերի դասակարգիչ, դասակարգման ամենապարզ մեթոդն է: K-չափ տուփերի հավաքածուն, որը կենտրոնացած է գնահատված դասի միջին վեկտորների վրա, տեղադրվում է N-չափ առանձնահատկությունների տարածությունում (N-ը սպեկտրալ շերտերի քանակն է): Եթե չնշագրված պիքսելային վեկտորը գտնվում է տուփերից մեկի ներսում, դրան տրվում է այդ դասի պիտակը: Տուփերի սահմանների առանձնահատկությունը սովորաբար յուրաքանչյուր հարթության տվյալների ծավալի առումով է, օրինակ՝  $\pm 1$  ստանդարտից շեղումը (միջին քառակուսային սխալ) վերաբերում է յուրաքանչյուր

շերտի միջին արժեքին: Տուփերի սահմանազատումն առանձնահատկությունների տարածության մեջ կարող է նաեւ կատարել անմիջապես վերլուծողը՝ ինտերակտիվ եղանակով: Քանի որ տուփերը համընկնում են տվյալների առանցքների հետ, ամբողջ պատկերի դասակարգման պիտակավորումը հնարավոր է արագ իրականացնել ապարատային կամ ծրագրային որոնման (փոխակերպման) աղյուսակների (LUT) միջոցով, իսկ ստացված քարտեզը հնարավոր է դիտել առանձնահատկությունների տարածության տուփերի մանիպուլացման հետ միաժամանակ: Բարդություն է առաջանում, եթե պիքսելային վեկտորն ընկնում է երկու կամ ավելի տուփերի մեջ (տուփերը կարող են համընկնել, եթե դա հստակ արգելված չէ): Պիքսելի պիտակի վերաբերյալ որոշումը պետք է կայացվի մեկ այլ ալգորիթմի՝ օրինակ ամենամոտ միջինի միջոցով:

Իր բնույթով մակարդակ-կտրվածք ալգորիթմը նաեւ ստեղծում է «չպիտակավորված» դաս, որը կոչվում է «չդասակարգված պիքսելներ», այն բաղկացած է բոլոր պիքսելային վեկտորներից, որոնք չեն ընկնում նշված տուփերից որեւէ մեկի մեջ:

**Կոշտ եւ փափուկ դասակարգումներ** - պիքսելների պիտակավորումն իրականացվում է հատկանիշների տարածքի բաժանմամբ:

- Կոշտ դասակարգումը հանգեցնում է յուրաքանչյուր պիքսելի համար մեկ դասի:
- Փափուկ դասակարգումը հանգեցնում է բազմաթիվ դասերի մեկ պիքսելի համար, որոնցից յուրաքանչյուրն ունի համապատասխան հավանականություն:
- Փափուկ դասակարգումն ավելի ճշգրիտ է եւ նկարագրում է իրականությունը, հաշվի առնելով դասերի ներսում եւ դրանց միջեւ տատանումները, ինչպես նաեւ դասերի խառնումը:

**Խտության կտրում** - դասակարգում մեկ շերտի միջոցով: Տեսականորեն, հնարավոր է դասակարգումը հիմնել մեկ սպեկտրալ շերտի վրա՝ օգտագործելով մեկ շերտի դասակարգումը: DS-ը տեխնիկա է, որի միջոցով պատկերի հիստոգրամի հորիզոնական առանցքի երկայնքով բաշխված ֆոտոնների քանակը բաժանվում է օգտատիրոջ նշած միջակայքերի կամ շերտերի շարքի: Շերտերի

քանակը եւ շերտերի միջեւ սահմանները կախված են ուսումնասիրության տարածքում գտնվող տարբեր օբյեկտների դասերից:

**Բազմասպեկտրալ դասակարգում** - դասակարգում բազմաթիվ շերտերի միջոցով:

## 5. Դասակարգման գործընթաց

Պատկերի դասակարգման գործընթացը սովորաբար ներառում է հինգ քայլ (նկար 8).

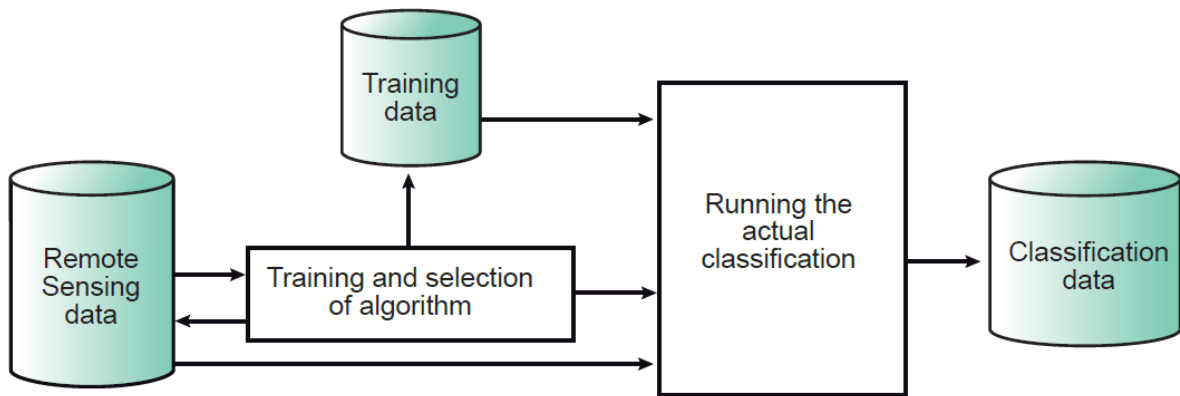
ա) **ՀՁ պատկերների ընտրություն եւ նախապատրաստում** - դասակարգման նպատակին համապատասխան սենսորի, ձեռքբերման ամսաթվ(եր)ի եւ ալիքի երկարության գոտիների ընտրություն: Սա ներառում է շերտերի կորեյլացիայի դիտարկումը, որտեղ երկու շերտում միմյանց նմանասպեկտրալ արտացոլումը կարող է հանգեցնել տեղեկատվության ավելցուկի եւ խաթարել դասակարգումը:

բ) **Խմբերի (կլաստերների) սահմանումը հատկանիշների տարածությունում** - սակարող է իրականացվել վերահսկելի կամ անվերահսկելի մեթոդներով: Վերահսկելի դասակարգման դեպքում օպերատորը սահմանում է խմբերը ուսուցման ընթացքում: Ի տարբերություն դրա, անվերահսկելի դասակարգումը ներառում է խմբավորման ալգորիթմ, որը ինքնաշխատ կերպով նույնականացնում եւ որոշում է հատկանիշների տարածությունում խմբերի քանակը:

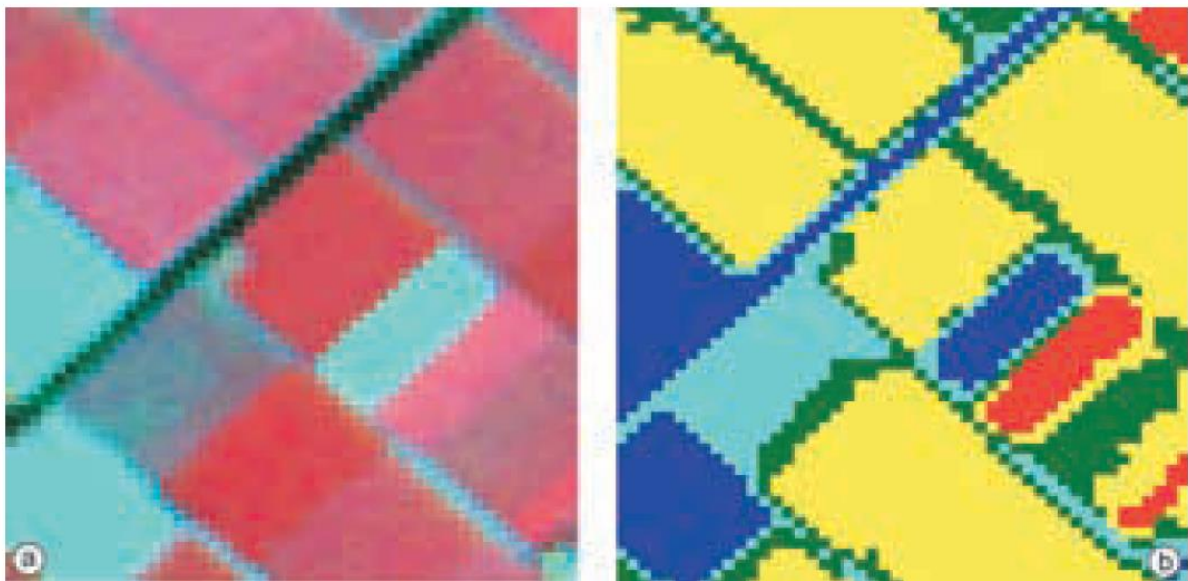
գ) **Դասակարգման ալգորիթմի ընտրություն** - երբ սպեկտրալ դասերը սահմանվել են հատկանիշների տարածության մեջ, օպերատորը պետք է որոշի, թե ինչպես են պիքսելները (հիմնվելով դրանց հատկանիշների վեկտորների վրա) վերագրվելու դասերին: Վերագրումը կարող է հիմնված լինել տարբեր չափանիշների վրա:

դ) **Փաստացի դասակարգման իրականացում** - երբ ուսուցման տվյալները հաստատվել են եւ դասակարգիչի ալգորիթմն ընտրվել է, հնարավոր է իրականացնել փաստացի դասակարգում: Սա նշանակում է, որ իր DN-ների հիման վրա պատկերի յուրաքանչյուր «բազմաշերտ պիքսել» վերագրվում է նախապես սահմանված դասերից մեկին (նկար 9):

ե) **Արդյունքի ստուգում** - դասակարգված պատկերն ստեղծելուց հետո գնահատում են դրա որակը՝ այն համեմատելով էտալոնային տվյալների հետ (հիմնային ճշմարտություն): Սա պահանջում է նմուշառման տեխնիկայի ընտրություն, սխալների մատրիցի ստեղծում եւ սխալների պարամետրերի հաշվարկ:



Նկար 8. Դասակարգման գործընթացը. ամենակարեւոր բաղադրիչներն են՝ ուսուցումն ու ավգորիթմի ընտրությունը



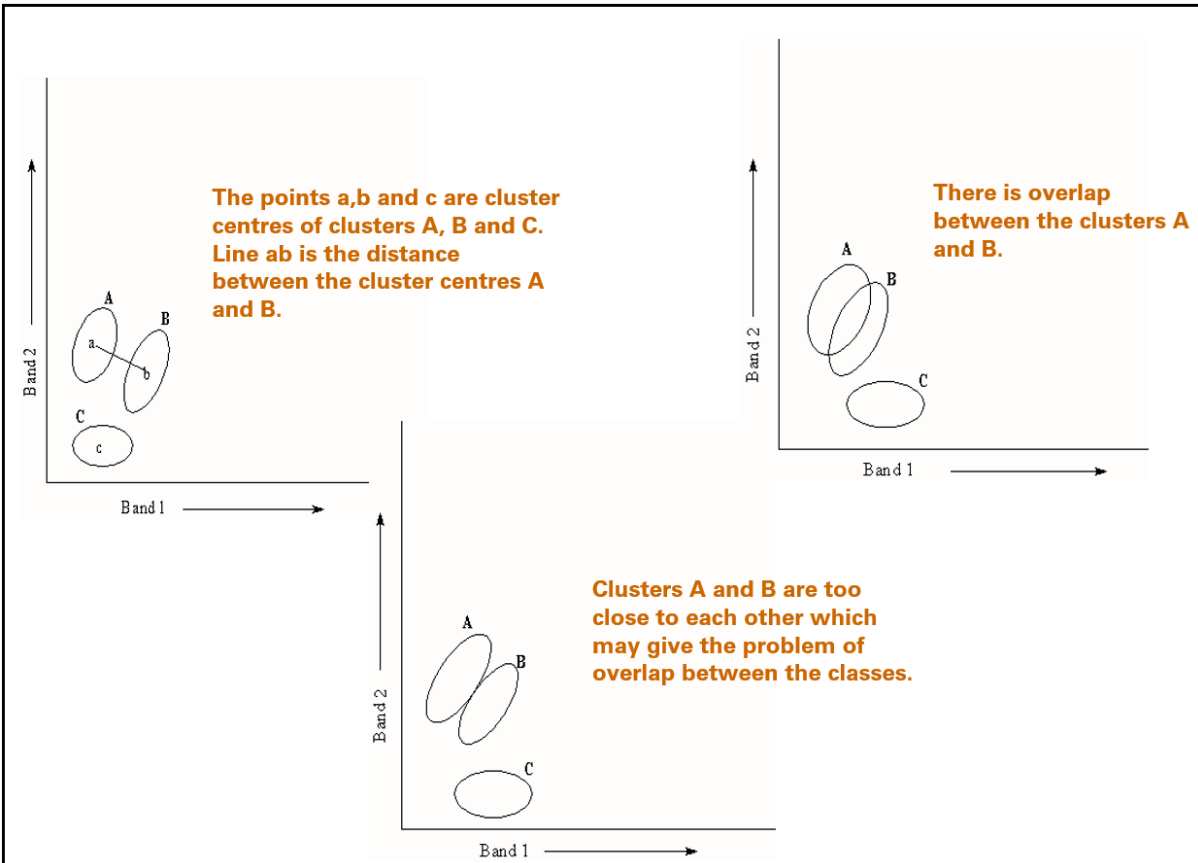
Նկար 9. Բազմաշերտ պատկերի (ա) դասակարգման արդյունքը՝ պատկեր է, որտեղ յուրաքանչյուր պիքսել վերագրվում է որոշակի թեմատիկ դասի (բ)

**Վերահսկելի դասակարգում** - Օպերատորը սահմանում է դասերի սպեկտրալ բնութագրերը՝ նույնականացնելով «նմուշային (բնորոշ) տարածքները (ուսուցման

տարածքները)»: Սա պահանջում է, որ օպերատորը «ծանոթ լինի հետաքրքրության տարածքին» եւ իմանա, թե որտեղ գտնել դասերը, հաճախ՝ դաշտային դիտարկումների միջոցով: Սկզբունքն այն է, որ պիքսելը վերագրվում է դասին՝ հատկանիշների տարածության մեջ համեմատելով դրա հատկանիշների վեկտորը այս նախապես սահմանված խմբերի հետ: Ուսուցման նմուշները հավաքվում են «հետաքրքրության շրջանների (ROI)» միջոցով, որոնք ընտրվում են համասեռ տարածքներում:

Վերահսկելի դասակարգման դեպքում դասերի վիճակագրական տվյալները կարելի է խաղում հատկանիշների տարածության մեջ խմբերի բնութագրման գործում, որի հիման վրա իրականացվում է պատկերների դասակարգումը: Վիճակագրական տվյալները (օրինակ՝ միջին արժեքները եւ կովարիացիոն մատրիցները) գնահատվում են փորձանմուշներից: Վերջիններս պետք է լինեն դասի ներկայացուցիչ եւ ծածկեն դրա փոփոխականությունը դասի ներսում:

Խմբերը չպետք է համընկնեն միմյանց հետ կամ միայն մասամբ. հակառակ դեպքում հուսալի բաժանումն անհնար է: Որոշակի տվյալների բազմության համար որոշ դասեր կարող են ունենալ զգալի սպեկտրալ համընկնում, ինչը, սկզբունքորեն, նշանակում է, որ այս դասերը չեն կարող տարբերակվել պատկերների դասակարգմամբ: Լուծումները ներառում են այլ սպեկտրալ գոտիների եւ/կամ տարբեր ժամանակներում ստացված պատկերների ավելացում (նկար 10):



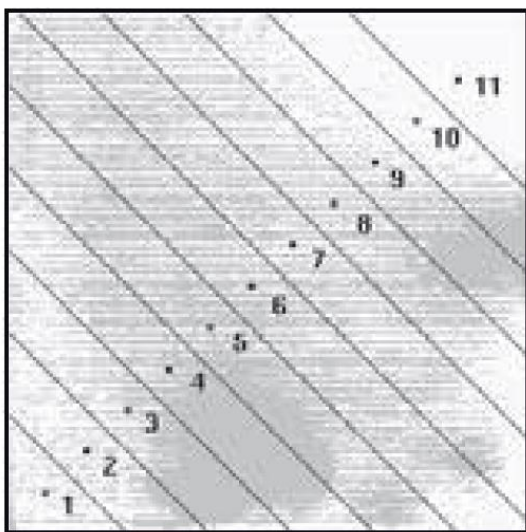
Նկար 10. Կլաստերների եւ համընկնումների պատկերում: Յույց է տրախս խմբերի սպեկտրալ համընկնումները վերահսկելի դասակարգման առանձնահատկությունների տարածությունում: Սպեկտրալ համընկնումը տեղի է ունենում, երբ այն խմբերը, որոնք ներկայացնում են տարբեր դասեր, հստակորեն չեն առանձնացվում հատկանիշների տարածությունում: Սա նշանակում է, որ մեկ դասի համար պիքսելների արժեքների որոշ համակցություններ կարող են ընկնել այն շրջանի սահմաններում, որը հիմնականում զբաղեցրել է մեկ այլ դաս, ինչը դժվարացնում է դրանց տարբերակումը:

Վերահսկելի դասակարգման դեպքում ստացված կլաստերային վիճակագրությունն այնուհետեւ կիրառվում է ամբողջ պատկերը դասակարգելիս՝ օգտագործելով ընտրված դասակարգման ալգորիթմը:

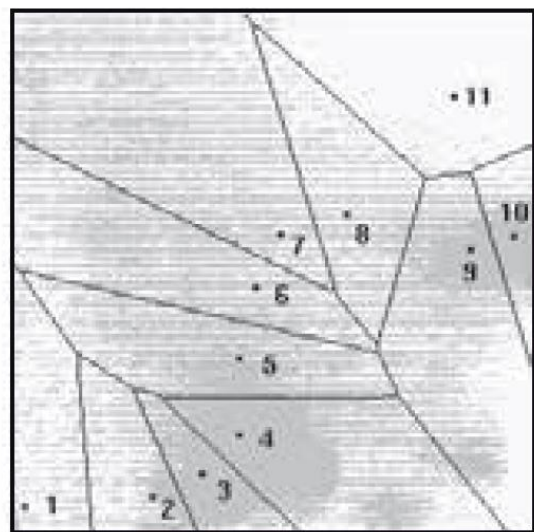
Անվերահսկելի դասակարգումն օգտագործվում է, երբ տարածքի վերաբերյալ գիտելիքները բավարար չեն կամ դասերը սահմանված չեն: Կլաստերացման ալգորիթմներն ինքնաշխատ կերպով «բաժանում են առանձնահատկությունների տարածությունը մի քանի խմբերի»՝ հիմնվելով սպեկտրալ նմանությունների վրա: Տարածված մոտեցումը ենթադրում է, որ օգտատերը սահմանում է խմբերի առավելագույն քանակը, այնուհետեւ համակարգիչը գտնում է կամայական միջին

վեկտորներ որպես կլաստերի կենտրոններ, պիքսելները վերագրում է ամենամոտ կենտրոնին եւ վերահաշվարկում է կենտրոններն իտերատիվ կերպով, մինչեւ դրանք կայունանան: Շատ քիչ կետեր ունեցող խմբերը հնարավոր է վերացնել կամ միավորել:

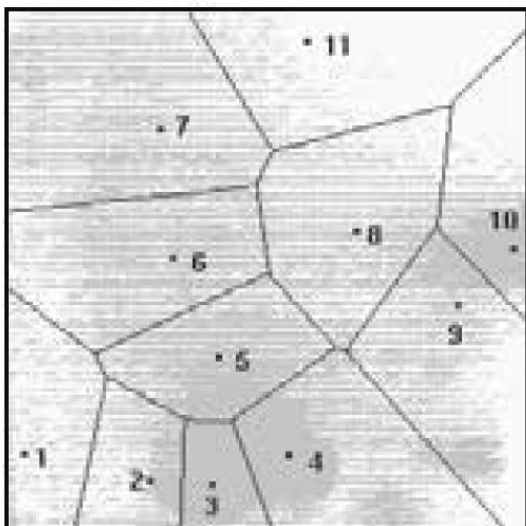
Նկար 11-ը պատկերում է տվյալների բազմության վրա կիրառված կլաստերացման ալգորիթմի արդյունքները: Նկատի ունենալ, որ կլաստերային կենտրոնները համընկնում են առանձնահատկությունների տարածության բարձր խտության տարածքների հետ:



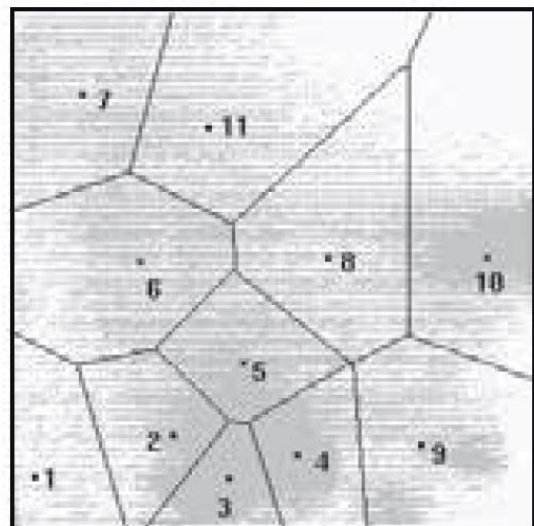
Iteration 0



Iteration 1



Iteration 3



Iteration 10

Նկար 11. Իտերատիվ կլաստերացման ալգորիթմի հետագա արդյունքները նմուշային տվյալների բազմության վրա:

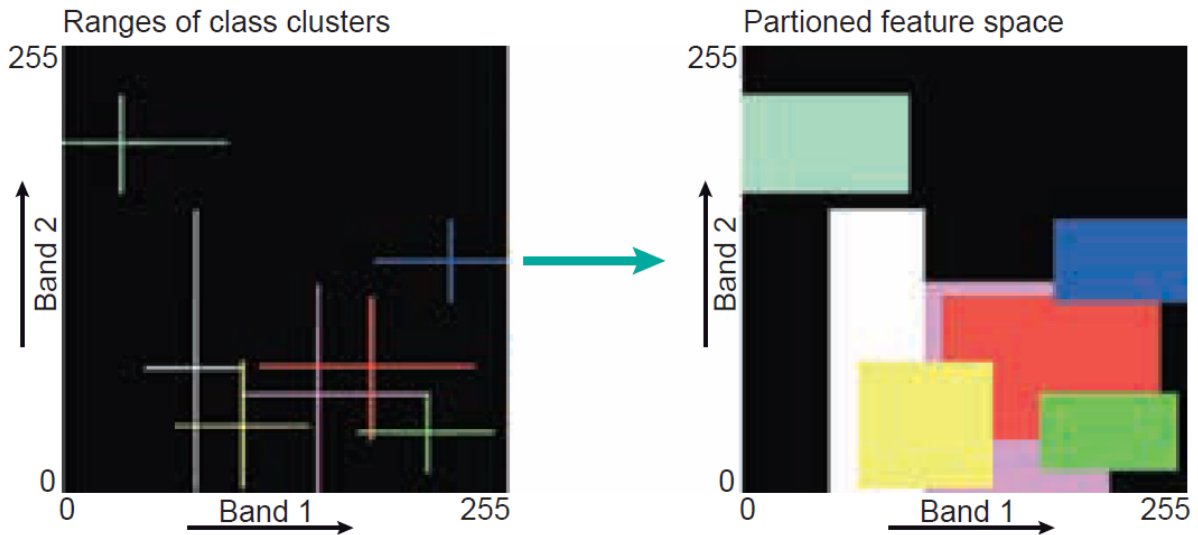
### **Դասակարգման ալգորիթմներ**

Վերապատրաստման նմուշային բազմությունների որոշումից հետո պատկերի դասակարգումը կարող է իրականացվել դասակարգման ալգորիթմի կիրառմամբ: Դրանք մի քանիսն են: Ալգորիթմի ընտրությունը կախված է դասակարգման նպատակից եւ պատկերի ու նմուշային տվյալների բնութագրերից: Օպերատորը պետք է որոշի, արդյո՞ք թույլատրվում է մերժման կամ անհայտ դաս: Ստորեւ նկարագրվում է դասակարգման երեք ալգորիթմ:

Նախ բացատրում են տուփի դասակարգիչը. դրա պարզությունն օգնում է հասկանալ սկզբունքը: Գործնականում տուփի դասակարգիչը գրեթե երբեք չի օգտագործվում. միջինից նվազագույն հեռավորությունը եւ առավելագույն հավանականության դասակարգիչներն առավել հաճախ օգտագործվում են:

**Տուփի դասակարգիչ** (մակարդակ-կտրվածք պիքսել) -ամենապարզը, սահմանում է յուրաքանչյուր գոտու եւ դասի վերին եւ ստորին սահմանները՝ ստեղծելով տուփանման տարածքներ առանձնահատկությունների տարածությունում: Տուփի մեջ ընկած պիքսելներին տրվում է դրա պիտակը: Կարող է հանգեցնել «անհայտ» կամ «մերժման» դասերի, իսկ համընկնումը կարող է առաջացնել կամայական վերագրում: Տուփերի քանակը կախված է դասերի քանակից: Դասակարգման ընթացքում մուտքային (երկշերտ) պատկերի յուրաքանչյուր հատկանիշային վեկտոր կստուգվի՝ պարզելու համար, արդյո՞ք այն տեղավորվում է որեւէ տուփում: Եթե այո, ապա բջիջը կստանա այն տուփի դասի պիտակը, որին պատկանում է: Տուփերից որեւէ մեկում չընկնող բջիջներին կհանձնվի «անհայտ դասը», որը երբեմն անվանում են նաեւ «մերժման դաս» (նկար 12):

Տուփի դասակարգչի թերությունը դասերի միջեւ համընկնումն է: Այդ դեպքում բջիջին կամայականորեն տրվում է առաջին տուփի պիտակը, որին այն հանդիպում է:



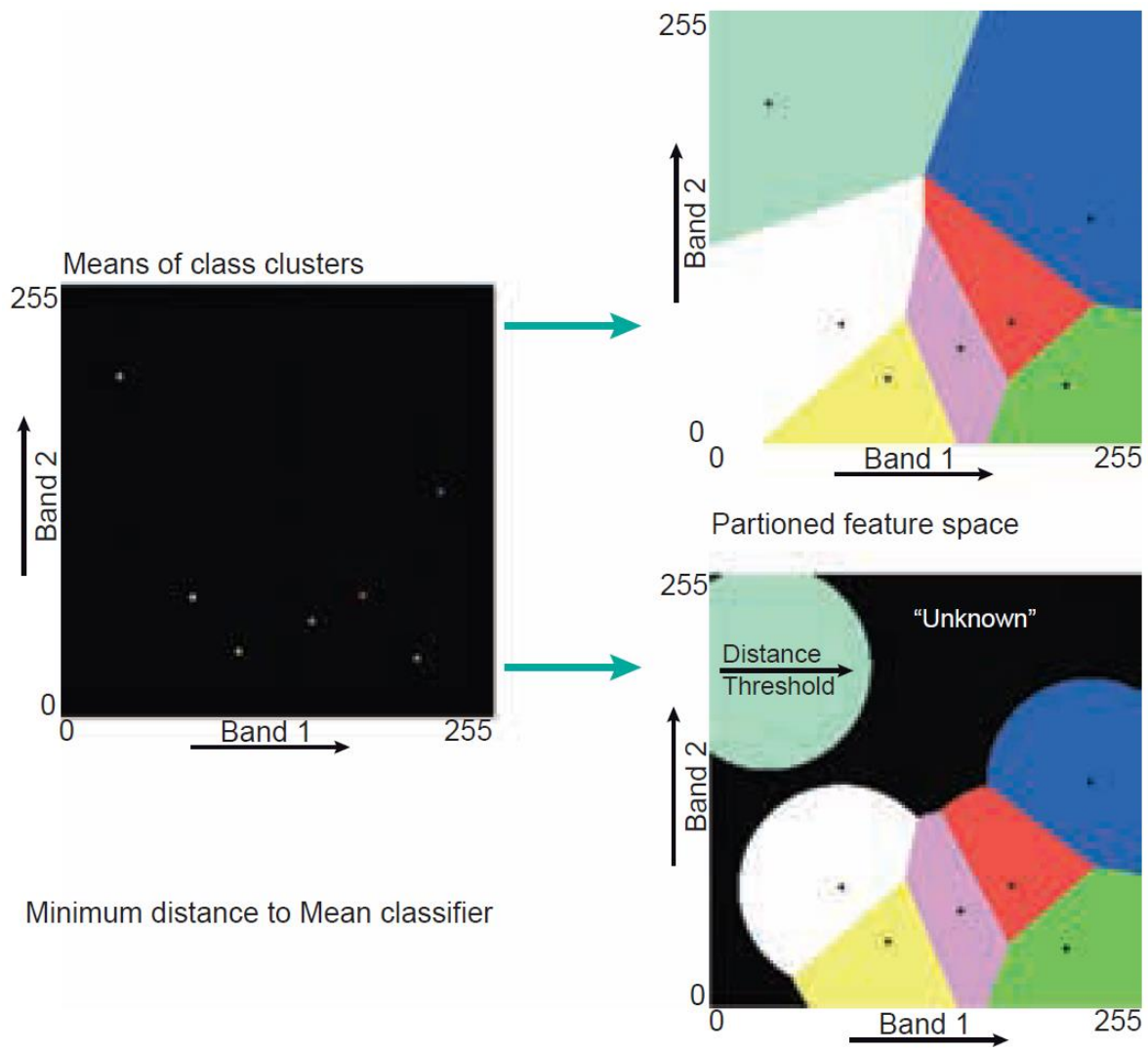
Նկար 12. Երկչափ հատկանիշների տարածության բաժանման դեպքում փոփոխյին դասակարգման սկզբունքը

**Միջինից նվազագույն հեռավորությունը (MDM)** - պիքսելը վերագրում է այն դասին, որի կլաստերի կենտրոնը (միջին) ամենամոտն է գտնվում: Հաշվի չի առնում դասի փոփոխականությունը: Հնարավոր է սահմանել հեռավորության շեմ՝ հեռավոր կետերի վերագրումը կանխելու համար:

Նկար 13-ը պատկերում է, թե ինչպես է կլաստերի կենտրոնների հիման վրա հատկանիշների տարածությունը բաժանվում: MDM դասակարգչի թերություններից մեկն այն է, որ կլաստերի կենտրոնից մեծ հեռավորության վրա գտնվող կետերը դեռ կարող են վերագրվել այդ կենտրոնին:

Այս խնդիրը կարելի է հաղթահարել՝ սահմանելով որոնման հեռավորությունը սահմանափակող շեմային արժեք: Նկար 13-ը պատկերում է ազդեցությունը կենտրոնից շեմային հեռավորությունը ցույց է տրված որպես շրջան:

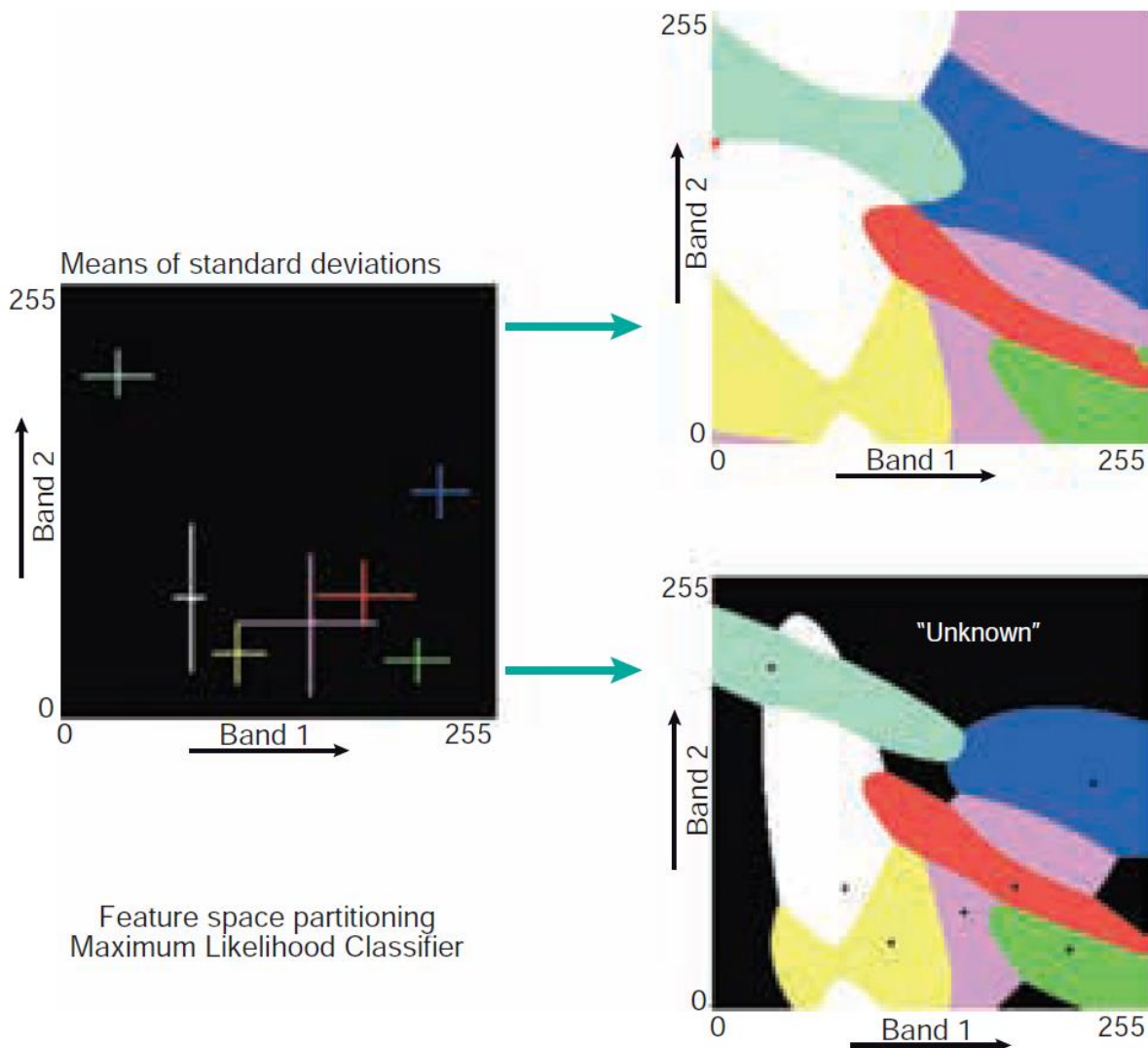
MDM դասակարգչի մեկ այլ թերությունն այն է, որ հաշվի չի առնում դասի փոփոխականությունը. որոշ կլաստերներ փոքր եւ խիտ են, մինչդեռ մյուսները մեծ ու ցրված են: Առավելագույն հավանականության դասակարգումը, սակայն, հաշվի է առնում դասի փոփոխականությունը:



Նկար 13. Երկչափ իրավիճակում միջինից նվազագույն հեռավորության դասակարգման սկզբունքը: Որոշումների կայացման սահմանները ցույց են տրված շեմային հեռավորություն չունեցող (վերելի աջ անկյունում) եւ շեմային հեռավորություն ունեցող (ներքելի աջ անկյունում) իրավիճակների համար

**Առավելագույն հավանականություն (ML)** - առավել հաճախ կիրառվող, հաշվի է առնում ոչ միայն կլաստերների կենտրոնները, այլև կլաստերների ձևը, չափը եւ կողմնորոշումը՝ հավանականության կիրառմամբ: Վերագրում է պիքսելը ամենաբարձր հավանականություն ունեցող դասին: ML դասակարգիչների մեծ մասը ենթադրում է, որ կլաստերների վիճակագրությունը հետեւում է նորմալ (գաուսյան) բաշխմանը:

Առավելագույն հավանականությունը նաեւ թույլ է տալիս օպերատորին սահմանել շեմային հեռավորություն՝ նշելով առավելագույն հավանականության արժեքը: Փոքր էլիպսը որպես կենտրոն միջին արժեքով նկարագրում է դասին պատկանելության ամենաբարձր հավանականություն ունեցող արժեքները: Կենտրոնը շրջապատող, աստիճանաբար մեծացող էլիպսները ներկայացնում են դասին պատկանելության հավանականության ուրվագծերը, որտեղ հավանականությունը նվազում է կենտրոնից հեռանալուն զուգընթաց: Նկար 14-ը պատկերում է առկա եւ առանց որոշումների կայացման սահմանները՝ շեմային հեռավորությամբ եւ առանց դրա սցենարների համար:



Նկար 14. Առավելագույն հավանականության դասակարգման սկզբունքը: Որոշման սահմանները ցույց են տրված շեմային հեռավորություն չունեցող (վերելի աջ անկյունում) եւ շեմային հեռավորություն ունեցող իրավիճակների համար (ներքելի աջ անկյունում)

Իտերատիվ օպտիմալացում (միջինների ներհոսք/ISODATA) - գնահատում է սկզբնական կլաստերային կենտրոնները, պիքսելները վերագրում է ամենամոտ կենտրոնին, վերահաշվարկում է միջինները եւ կրկնում մինչեւ կենտրոնների կայունացումը: Օգտատերը նշում է կլաստերների քանակը: Թույլ է տալիս միավորել ու բաժանել կլաստերները՝ հիմնվելով նվազագույն կետերի կամ երկարացված ձեւերի նման չափանիշների վրա:

### **Դասակարգման արդյունքների վավերացում**

*Նպատակ.* Ստուգել դասակարգման արդյունքի փաստացի որակը եւ հուսալիությունը:

*Մեթոդաբանություն.* Համեմատել դասակարգված արդյունքը «ճշմարիտ դասի» տվյալների հետ (գետնից տվյալներ կամ ավելի բարձր ճշտության աղբյուրներ, ինչպիսիք են օդալուսանկարները):

*Նմուշառման սխեմաներ.* Փորձարկման համար պիքսելներ ընտրելու ռազմավարություններ, ներառյալ պարզ պատահական եւ շերտավորված պատահական նմուշառումները: Ընտրությունները ներառում են ձեւավորումը, նմուշների քանակը (որոշվում է նմուշառման տեսությամբ) եւ նմուշի միավորի մակերեսը:

*Սխալի մատրից (շփոթության/պատահականության/չնախատեսված հանգամանքների մատրից).* համեմատությունը կատարվում է սխալի մատրից ստեղծելով, որից կարելի է հաշվարկել տարբեր ճշտության չափեր: Փաստացի դասը նախընտրելի է ստանալ դաշտային դիտարկումներից: Երբեմն, որպես էտալոն/չափանիշ օգտագործվում են ավելի բարձր ճշտությամբ աղբյուրներ, ինչպիսիք են անօդաչու թռչող սարքերից պատկերները:

Սխալի մատրիցը դասակարգված դասերը չափանիշային դասերի հետ համեմատող աղյուսակ է:

Հաստատման համար նմուշառումն իրականացնելուց եւ տվյալները հավաքելուց հետո կարելի է ստեղծել սխալի մատրից, որը երբեմն կոչվում է նաեւ շփոթության մատրից կամ պատահականության/չնախատեսված հանգամանքների մատրից

(աղյուսակ 2): Աղյուսակում թվարկված է չորս դաս (A, B, C, D): Ընդհանուր առմամբ հավաքվել է 163 նմուշ: Աղյուսակը ցույց է տալիս, որ, օրինակ, իրական աշխարհում («չափանիշ») հայտնաբերվել է A-ի 53 դեպք, մինչդեռ դասակարգման արդյունքը տվել է 61-ը. 35 դեպքում դրանք համընկնում են:

Քարտեզագրման ճշգրտության առաջին եւ ամենատարածված չափանիշը ընդհանուր ճշտությունն է կամ ճիշտ դասակարգվածների համամասնությունը (PCC): Ընդհանուր ճշտությունը ճիշտ դասակարգված պիքսելների քանակն է (այսինքն՝ սխալի մատրիցի անկյունագծային բջիջների գումարը) բաժանած ստուգված պիքսելների ընդհանուր թվի վրա: Աղյուսակ 2-ում ընդհանուր ճշտությունը կազմում է  $(35 + 11 + 38 + 2) = 163 = 53\%$ : Ընդհանուր ճշտությունը ողջ արդյունքի համար տալիս է մեկ արժեք:

- *Ընդհանուր ճշտություն.* Ճիշտ դասակարգված նմուշների ընդհանուր քանակը բաժանած ընդհանուր նմուշների վրա:
- *Բացթողման սխալ (II տիպի սխալ).* Էտալոնային/չափանիշային դասից նմուշներ, որոնք դասակարգման մեջ սխալմամբ բաց են թողնվել այդ դասից (սխալմամբ դասակարգվել են որպես մեկ այլ դաս): Հաշվարկվում է սյունակի համար: Համապատասխանում է արտադրողի ճշտությանը:
- *Հրահանգման սխալ (I տիպի սխալ).* Նմուշներ, որոնք դասակարգվել են որոշակի դասի մեջ ու պատկանում են այլ չափանիշային դասի: Հաշվարկվում է տողի համար: Համապատասխանում է օգտագործողի ճշգրտությանը:
- *Օգտագործողի ճշտություն.* Հավանականություն, որ որոշակի դասի պիտակավորված պիքսելը պատկանում է այդ դասին:
- *Արտադրողի ճշտություն.* Հավանականություն, որ չափանիշային դասը ճիշտ է ցուցադրվել/արտացոլվել որպես այդ դաս:

*Աղյուսակ 2. Սխալների մատրից՝ ստացված սխալներով եւ ճշտությամբ, արդաշայրված փոկոսներով: A, B, C եւ D-ն վերաբերում են չափանիշային դասերին, իսկ a, b, c եւ d-ն՝ դասակարգման արդյունքում ստացված դասերին:*

*Ընդհանուր ճշտությունը 53% է:*

	A	B	C	D	Total	Error of Commission (%)	User Accuracy (%)
a	35	14	11	1	61	43	57
b	4	11	3	0	18	39	61
c	12	9	38	4	63	40	60
d	2	5	12	2	21	90	10
Total	53	39	64	7	163		
Error of Omission	34	72	41	71			
Producer Accuracy	66	28	59	29			

## 6. Պատկերի դասակարգում. գործնական

### 6.1 Խնդրի եւ լուծվող առաջադրանքի համառոտ ներածություն

Պիստակի պատկերի դասակարգման ուսումնասիրության տարածքը «Under Sun» ընկերության ագարակում է, որը գտնվում է Հայաստանում: Այս բաժինը ներկայացնում է ուսումնասիրության տարածքը, ինչպես նաեւ առկա տեղեկատվությունը եւ տվյալների հավաքածուները:

Հայկական բարձրավանդակը մշակովի բույսերի ծագման կարեւոր կենտրոն է՝ համեմատաբար մեծ թվով վայրի ազգակիցներով, երկրում հանդիպող բազմաթիվ, ինչպես նաեւ էնդեմիկ տեսակներով: Տնտեսական նշանակություն ունեցող բազմազան բույսերի շարքում ընկուզային մշակաբույսերը հատուկ դեր են խաղում իրենց վայրի ձեւերի եզակի եւ միջտեսակային փոփոխականության շնորհիվ: Պիստակի՝ գրականության մեջ հիշատակվող եւ Հայաստանում աճող միակ վայրի տեսակը *Pistacia mutica* Fisch. & Mey-ն է (*Pistacia atlantica* Desf. subsp. *mutica* (Fisch. et C.A.Mey.) Rech.f. (Anacardiaceae)): Գիտական հետազոտությունները վկայում են, որ պիստակի մշակումը Հայաստանում սկսվել է դեռեւս հնագույն ժամանակներից: Մասրիկ հարթավայրում փորված հորատանցքերի կտրվածքների եւ Սեւանի միջլեռնային խոռոչի բնական մերկացումների երկրաբանահանքաբանական հետազոտությունների արդյունքները բացահայտել են պիստակ բույսերի տերեւների եւ մնացորդների հետքեր (ինչպես նաեւ լիանա, գիհի, կաղնի,

հաճարենի, սոճի բույսերի մնացորդներ եւ հետքեր), որոնք թույլ են տալիս դրանք թվագրել որպես վերին սարմատական:

1970-ականներին Հայաստանի տարբեր շրջաններում հիմնադրվել են պիստակի այգիներ, որոնք զգալի հողապաշտպան առավելություններ ունեին: Հիմնադրված տարածքները մինչ օրս պահպանվել են՝ չնայած դրանց անտեսված վիճակին: «Under Sun» ընկերությունը վերականգնում է այդ տարածքների մի մասն՝ պիստակի տարբեր տեսակների տնկարաններ ստեղծելով:

Վերջին տարիներին Հայաստանում արդյունաբերական պիստակի այգիներ են հիմնադրվել Սյունիքի (10 հա), Արարատի (20 հա) եւ Արմավիրի (մոտավորապես 1000 հա) մարզերում: Ինչպես նաեւ փոքր այգիներ Տավուշի եւ Կոտայքի մարզերում:

«Under Sun» ընկերությունը 2021 թվականին սկսեց պիստակի այգու հիմնումը 150 հեկտար տարածքի վրա: Այժմ տնկված ծառերի թիվը գերազանցում է 60000-ը: Որպես արմատակալ ընտրվել է «Պիստակի բնական» կամ «Վերա» տարբերակը, որը առավելագույնը հարմարեցված է տեղական կլիմայական պայմաններին: Դրա մասին են վկայում նախկինում տնկված գրեթե 50-ամյա պիստակի հողապաշտպան պուրակները: Այժմ ծառերը գտնվում են անընդհատ պատվաստման փուլում: Այգին հիմնված է 3.5 x 6 մ սխեմայի վրա՝ փոշոտողների 10% բաշխմամբ: Առաջին բերքն սպասվում է 2025-2026 թվականներին:

Ըստ հողատեսակների՝ տարածաշրջանը ներառում է ավազոտ, ավազակավային, կավավազային եւ կավային հողեր: Նախկինում հողերը չէին մշակվում, ուստի իրականացվել են խորը վերականգնման աշխատանքներ:

Ըստ հողի քիմիական կազմի՝ դրանք բնութագրվում են.

- օրգանական նյութերի, հումուսի շատ ցածր պարունակությամբ՝ չգերազանցելով 0.8%-ը:
- սննդարար նյութերի ցածր պարունակությամբ, բացառությամբ K-ի, որը որոշ դեպքերում հասնում է նվազագույն պահանջվող մակարդակի:
- բարձր pH-ով, որը հասնում է մինչեւ 9-ի:
- լուծված աղերի (EC) բարձր պարունակությամբ:

Պիստակի այգին հակված է որոշ հիվանդությունների, որոնք են՝

- սեպտորիա՝ արտահայտվում է տերեւների չորացմամբ եւ վաղ տերեւաթափությամբ,
- մոխրագույն բծավորություն՝ առաջանում է տերեւների բծավորություն,
- գանգուրացում՝ տերեւների վրա առաջացնում են դեղնաշագանակագույն բծեր,
- փոշոտ բորբոս՝ առաջացնում է սպիտակ բամբականման ծածկույթ,
- արմատային փտում՝ դրսեւորվում է արմատների սպիտակ կամ մոխրագույն ծածկույթով՝ հատկապես արմատային հանգույցում, եւ մեռած բջիջներով,
- վերտիցիլյոզի թառամումը դրսեւորվում է բույսի մասնակի կամ լրիվ չորացմամբ, չորացած ճյուղերի լայնական կտրվածքում կան ուժեղ արտահայտված սեւ նշաններ,
- ծաղկային բորբոս՝ արտահայտվում է երիտասարդ ճյուղերի եւ տերեւների չորացմամբ,
- բակտերիալ հիվանդություն՝ արտահայտվում է երիտասարդ ճյուղերի, տերեւների եւ այլ մասերի չորացմամբ,

Հաշվի առնելով նշված հիվանդությունները, կանխարգելիչ միջոցառումներ են նախատեսվում ողջ վեգետացիայի ընթացքում, որը ներառում է արմատային եւ արտարմատային մշակումներ: Բույսերի բնական իմունային համակարգի բարձրացումը պատշաճ սնուցման եւ պարարտացման միջոցով նույնպես կանխարգելիչ միջոցառում է:

Այս նպատակով, հաշվի առնելով այն միջավայրը, որտեղ բույսն աճում եւ զարգանում է, պարարտացման եւ սնուցման գործընթացներն իրականացվում են օրգանական նյութերի, ինչպիսիք են հումինաթթուները, ֆուլվոթթուները եւ ամինաթթուները, ինչպես նաեւ հանքային պարարտանյութերի եւ միկրոտարրերի միջոցով՝ քելացված միացությունների տեսքով:

Ճիշտ սնուցման եւ պարարտացման արդյունքում բույսերն ինտենսիվորեն աճում են, որը թույլ է տալիս բերք ստանալ 1-2 տարի շուտ:

Այգում նաեւ իրականացվում է մշտադիտարկում, որի ընթացքում նախատեսվում եւ իրականացվում են հետեւյալ խնամքի միջոցառումները՝

- ոռոգում՝ ըստ ծառի հնչյունաբանական փուլի, հողի տեսակի եւ կլիմայական պայմանների:
- մոլախոտերի դեմ պայքարն իրականացվում է մեխանիկական եւ քիմիական եղանակներով՝ հերբիցիդների կիրառմամբ:
- հողի մեխանիկական աշխատանքներ՝ փխրեցում, հարթեցում:
- կտրում եւ ձեւավորում՝ ըստ անհրաժեշտության:
- **Այս պատմական տեղեկատվության հիման վրա, նախագծի հիմնական արդյունքը պիստակի մշակաբույսերի դաշտերը պատկերող քարտեզի պատրաստումն է, որը ներառում է անօդաչու թռչող սարքերի եւ արբանյակային վերջին պատկերների միջոցով տարածքի նույնականացումը, դասակարգումը եւ չափումը՝ հեղազա վերլուծության համար:**

Այս ուսումնասիրության նպատակն է ստեղծել մշակաբույսերի ճշգրիտ քարտեզ՝ օգտագործելով պատկերների դասակարգման տեխնիկա, հիմնվելով Երկրի դիտարկման արբանյակներից, անօդաչու թռչող սարքերից եւ գետնի սենսորներից ստացված տվյալների, այդ թվում՝ բջջային հեռախոսներով ստացված պատկերների վրա:

Բացի այդ, փորձարկման տարածքից տարբեր տվյալներ պահվել են ԵՏՀ-ում (ներառյալ Google Earth-ը): Օրինակ՝ տեղեկություններ հողի, պիստակի մշակաբույսերի տեսակների կամ սորտերի մասին: Առկա են նաեւ յուրաքանչյուր մշակաբույսի դաշտի եւ դրա համապատասխան մշակաբույսի տեսակի համար բազմանկյունային (պոլիգոնային) սահմանները: Այս ուսումնասիրության մեջ առկա տեղեկատվությունը կարող է օգտագործվել.

- արբանյակային պատկերի դասակարգման համար ուսուցման դաշտի ընտրության,
- նախնական գիտելիքների արդյունահանման,
- վերջնարդյունքների ստուգման համար:

**Դիտողություն.** Կիրառվող տվյալների եւ/կամ տեղեկատվության մեջ առկա ցանկացած սխալ կարող է ազդել վերջնարդյունքների վրա:

## **6.2 Գործնական պարապմունքների անցկացում. պատկերների, շերտերի ընտրություն եւ տվյալների պատրաստում.**

- Սահմանել տեղեկատվության նկատմամբ պահանջները:
- Առաքելության պլանավորում՝ որակյալ տվյալների ձեռքբերումը, մշակումը եւ վերլուծությունն ապահովելու համար: Քննարկել տեխնիկական մասնագետների հետ գործողություններին առնչվող սահմանափակումներն եւ բարդությունները:
- Արբանյակային պատկերների եւ հարթակների աճող արխիվին մուտք գործելը, մասնավորապես Sentinel-2 տվյալներին:
- Փորձարկումների համար հույժ կարելի տվյալների հավաքածուների ընտրություն. պատկերների մշակումը եւ մեկնաբանությունը հեշտացնող նոր գործիքների առկայությունը, ներառյալ Երկրի դիտարկման տվյալների ընտրության, վիզուալիզացիայի, վերանայման եւ վերլուծության լավարկված գործառույթները:
- Երկրի դիտարկման արբանյակային պատկերների մշակումը, շերտերի ընտրությունը, ամպերի քոլարկումը եւ պատկերի բարելավումը:
- QGIS վարժություններ եւ Sentinel-2 արբանյակային պատկերների ներբեռնում: Copernicus Data Space Ecosystem Browser-ը ծառայում է որպես կենտրոնական հանգույց՝ Copernicus Sentinel համաստեղություններից ստացված Երկրի դիտարկման եւ շրջակա միջավայրի տվյալների ծավալ մուտք գործելու, ուսումնասիրելու եւ օգտագործելու համար: Sentinel-2 բազմասպեկտր պատկերները ներբեռնելու համար տե՛ս Copernicus տվյալների տարածքի հետեւյալ ձեռնարկը. <https://documentation.dataspace.copernicus.eu/Applications/Browser.html>

## **6.3 Պատկերի դասակարգման գործնական վարժությունների կատարում՝ ընտրված տվյալներին կիրառմամբ.**

- Հատկանիշների ընտրություն,
- Հեռազննման ինդեքսներ,
- Պատկերի վերահսկելի դասակարգում (օբյեկտների դասեր եւ ուսուցման հավաքածուի ընտրություն, առավելագույն հավանականություն),

- Խմբավորում եւ պատկերի անվերահսկելի դասակարգում,
- QGIS վարժություններ եւ գործնական օրինակներ. անհրաժեշտ է սովորել ստեղծել ուսուցման նմուշներ, իրականացնել դասակարգում, գնահատել դասակարգման ճշտությունը եւ կիրառել այս հմտությունները գործնական ուսումնասիրություններում:

**6.4 Ստեղծել պատկերի դասակարգման, պիստակի այգիների/ծառերի տարածքների ժամանակի ընթացքում դրանց փոփոխությունների գնահատման համար անկախ, հուսալի եւ հետեւողական կարիքների ձեւավորում հաշվետվողականության մեջ՝ մարզային, ֆերմերային եւ հողամասային մակարդակներում.**

- ճշտության գնահատում,
- սխալների քարտեզների ստեղծում եւ տարբերությունների գնահատում,
- վերահսկելի եւ անվերահսկելի արդյունքների համեմատություն:

**6.5 Գիտելիքների վրա հիմնված դասակարգում կատարելու նպատակով պիստակի աճեցնողների հետ համագործակցություն**

Պիստակի սաղարթի բարձրության, երկարության եւ լայնության չափումներ. տվյալների հավաքումը նախընտրելի է լինի նվազագույն եւ հիմնված վարկածների վրա, որոնք հիմնավորվում են տվյալների հավաքման եւ մշակման, ինչպես նաեւ հատկանիշների արտահանման հատկանիշներով: RGB, խորության տեսախցիկը կամ անօդաչու թռչող սարքը կնվազեցնեն աշխատանքի ծավալը եւ կբարելավեն անհրաժեշտ տվյալների հուսալիությունը:

## 7. Հարց ու պատասխան

*Նկարագրել «ֆոտոնային թվերի» դերը հեռազննման տվյալների ձեռքբերման գործում: Ինչպե՞ս են պատկերում այս ֆիզիկական չափումներն ի վերջո ներկայացվում որպես «թվային նիշեր - DN»:*

Ֆոտոնային թվերը ներկայացնում են սենսորային տարրի՝ որոշակի ժամանակահատվածում ֆիքսած ֆոտոնների քանակը, որը ցույց է տալիս գետնի վրա լուծաչափի բջջից անդրադարձված կամ արձակված էլեկտրամագնիսական ճառագայթման քանակը: Այս ֆոտոնային թվերը սենսորային տարրում կուտակված լիցք են առաջացնում, որը վերածվում է անալոգային լարման: Այնուհետև այդ անալոգային լարումն անալոգ-թվային փոխարկիչի (ADC) միջոցով վերածվում է դիսկրետ «թվային նիշի» (DN)՝ թվային պատկերի ներկայացման համար:

*Սահմանել «պատկերի տարածություն» եւ «հատկանիշների տարածություն» հասկացությունները պատկերի դասակարգման համատեքստում: Ինչպե՞ս են այս հասկացությունները կապված RGB կամ բազմասպեկտրալ սենսորի գրանցած ֆոտոնային թվերի կամ թվային նիշերի (DN) հետ:*

Պատկերի տարածությունը վերաբերում է պիքսելների երկչափ զանգվածին, որտեղ DN-ների տարածական բաշխումը սահմանում է պատկերը: Հատկանիշների տարածությունը բազմաչափ գրաֆիկ է, որտեղ գետնի լուծաչափի մեկ բջջի (GRC) տարբեր սպեկտրային շերտերից DN-ները գծագրվում են որպես «հատկանիշների վեկտոր»: Ըստ էության, պատկերի տարածությունը ցույց է տալիս տվյալների բազաների տարածական դասավորությունը, մինչդեռ հատկանիշների տարածությունը ցույց է տալիս դրանց միջեւ սպեկտրալ հարաբերությունները:

*Հաշվի առնելով հեռազննման գործընթացում հատկանիշների բազմաչափ վեկտորների պատկերման մարտահրավերը, երբ գործ ունենք սպեկտրալ շերտերի մեծ թվի հետ, ո՞րն է պիքսելների արժեքների բաշխումը ցուցադրելու գործնական լուծումը:* Երկչափ ցրման գրաֆիկները հաճախ օգտագործվում են որպես գործնական լուծում չորս կամ ավելի շերտերի հետ գործ ունենալիս տվյալները պատկերելու համար՝ երկու շերտի հնարավոր բոլոր համադրությունների առանձին-առանձին կառուցմամբ:

*Ի՞նչ է պատկերի թվային դասակարգումը հեռազննման մեջ, եւ որո՞նք են դրա հիմնական կիրառությունները:*

Պատկերների թվային դասակարգումը պատկերի պիքսելները որոշակի դասերի վերագրելու գործընթաց է՝ հիմնվելով դրանց սպեկտրալ բնութագրերի վրա: Այն, ըստ էության, ստեղծում է քարտեզ, որտեղ յուրաքանչյուր պիքսել ներկայացնում է հողածածկույթի որոշակի տեսակ (դաս): Սա արվում է պիքսելների ֆոտոնների քանակը կամ տվյալների բազաները վերլուծելով, որոնք ներկայացնում են տարբեր սպեկտրալ շերտերում արտացոլված կամ արձակված էլեկտրամագնիսական ճառագայթումը՝ օբյեկտների մակերեսայիններից կամ գետնի լուծաչափի բջիջներից (GRC):

Դրա հիմնական կիրառությունները բազմազան են: Օրինակ, այն օգտագործվում է նախագծերում՝ ֆերմերների բերքի սուբսիդիաների պահանջներն ստուգելու համար, որին հաճախ հաջորդում են դաշտային ստուգումներ՝ ճշտությունն ապահովելու համար: Նպատակը կամ էկրանի օբյեկտները դասակարգելն է (օրինակ՝ մշակաբույսեր, ջրային մարմիններ, քաղաքային տարածքներ), կամ այդ օբյեկտներին վերաբերող պարամետրերի գնահատումը:

*Հակիրճ նկարագրել «միջինից նվազագույն հեռավորություն» (MDM) դասակարգման ալգորիթմի հիմնական սկզբունքը: Ո՞րն է այս մեթոդի մեկ նշանակալի թերությունը, եւ ինչպե՞ս կարելի է այն մեղմել:*

MDM դասակարգիչը պիքսել է վերագրում այն դասին, որի կլաստերի կենտրոնը (միջին հատկանիշային վեկտորը) սպեկտրալ առումով ամենամոտն է պիքսելի հատկանիշային վեկտորին: Թերությունն այն է, որ այն հաշվի չի առնում կլաստերների փոփոխականությունը կամ ձեւը, հնարավոր է՝ այդ դասին վերագրելով կլաստերի միջուկից հեռու գտնվող կետեր: Սա կարելի է մեղմել՝ սահմանելով շեմային հեռավորություն, որից այն կողմ պիքսելը չի վերագրվի որեւէ դասի:

*Որո՞նք են փարբերությունները պատկերի վերահսկելի եւ անվերահսկելի դասակարգման մեթոդների միջեւ:*

## **Պատկերի վերահսկելի դասակարգում**

Անհրաժեշտ են նախնական գիտելիքներ. օպերատորը պետք է ծանոթ լինի հետաքրքրության ոլորտին եւ իմանա, թե որտեղ գտնի էկրանի սահմաններում կոնկրետ դասերը (օրինակ՝ «ջուր», «անտառ», «բնակավայր»)։ Այս գիտելիքները հաճախ ստացվում են դաշտային դիտարկումներից կամ առկա քարտեզներից։

**Ուսուցման տարածքներ.** օպերատորը ձեռքով ընտրում է պատկերի վրա «ուսման տարածքներ» (հետաքրքրության շրջաններ կամ ROI-ներ), որոնք ներկայացնում են յուրաքանչյուր անհրաժեշտ դասը։ Այս ROI-ները սահմանում են խմբերի սպեկտրալ բնութագրերը եւ սահմաններն հատկանիշների տարածությունում։

**Օպերատորի ղեկավարած** դասակարգման որակը մեծապես կախված է ճշգրիտ եւ բնութագրային ուսուցման նմուշներ ընտրելու հարցում նրա հմտությունից։

**Դասերի ուղղակի համադրում.** արդյունքն ուղղակիորեն համադրվում է նախապես սահմանված, օգտատիրոջ անվանած դասերին։

### **Պատկերի անվերահսկելի դասակարգում**

**Նախնական գիտելիքներ չի պահանջում (նախապես).** Օգտակար է, երբ տարածքի կամ կոնկրետ դասերի մանրամասն գիտելիքները բավարար չեն։

**Ավտոմատացված խմբավորում (կլաստերացում).** ալգորիթմները ինքնաշխատ կերպով նույնականացնում են «բնական» խմբավորումները կամ սպեկտրալ նման պիքսելների խմբերը հատկանիշների տարածությունում։ Օգտատերը սովորաբար նշում է խմբերի առավելագույն քանակը։

**Իտերատիվ գործընթաց.** իտերատիվ բարելավման (միջինների ներհոսք) տեխնիկայի (հայտնի է նաեւ որպես ISODATA) նման ալգորիթմներն սկսվում են կամայական խմբային կենտրոններից եւ իտերատիվ կերպով կատարելագործում են դրանք՝ պիքսելներ վերագրելով ամենամոտ կլաստերին ու վերահաշվարկելով դրանց միջին արժեքները մինչեւ կայունության հասնելը։

**Դասակարգումից հետո պիտակավորում.** ստացված խմբերն սկզբում վիճակագրական խմբավորումներ են։ Այնուհետեւ օգտատերը պետք է մեկնաբանի եւ պիտակավորի դրանք (օրինակ՝ «Կլաստեր 1-ը՝ ջուր», «Կլաստեր 2-ը՝

բուսականություն»)՝ հիմնվելով արտաքին տեղեկատվության կամ տեսողական զննման վրա:

**Սպեկտրալ խմբավորումներ.** հիմնականում ստեղծում են սպեկտրալ դասեր, որոնք հետագայում հնարավոր է անհրաժեշտություն առաջանա միավորելու հողաձածկույթի նշանակալի տեսակների (դասերի):

Ըստ էության, վերահսկելի դասակարգումն «ուսուցման օրինակով» է, մինչդեռ անվերահսկելին՝ «նմանությամբ խմբավորումն է»:

*Բացադրեք «հատկանիշների վեկտոր» եւ «կլաստերներ» հասկացությունները պատկերի դասակարգման համատեքստում:*

**Հատկանիշների վեկտորը** մեկ պիքսելի սպեկտրալ բնութագրերի բազմաչափ ներկայացումն է: «N» սպեկտրալ շերտերով բազմասպեկտրալ պատկերի համար յուրաքանչյուր պիքսել ունի «N» թվային նիշեր (DN), մեկական՝ յուրաքանչյուր շերտի համար: «N» DN-ների այս հավաքածուն կազմում է հատկանիշային վեկտոր (օրինակ՝ [DN\_band1, DN\_band2, ..., DN\_bandN]): Այս վեկտորը կարող է գծագրվել որպես N-աչափ «հատկանիշային տարածության» մեկ կետ:

**Կլաստերներն** այս հատկանիշային վեկտորների (կետերի) խմբավորումներ են հատկանիշային տարածքում: Պատկերի դասակարգման հիմնարար ենթադրությունն այն է, որ նույն դասին պատկանող պիքսելները (օրինակ՝ ջուր, անտառ, մերկ հող) կունենան նման սպեկտրալ հատկություններ: Հատկանիշային տարածության մեջ գծելիս, այդ սպեկտրալ նման պիքսելները բնականաբար կխմբավորվեն՝ կազմելով առանձին «կլաստերներ»: Օրինակ, ջուրը ներկայացնող բոլոր պիքսելները կարող են կազմել կոմպակտ կլաստեր հատկանիշային տարածության որոշակի շրջանում, մինչդեռ մերկ հողը ներկայացնող պիքսելները կազմում են մեկ այլ՝ հաճախ առանձին կլաստեր: Դասակարգման ալգորիթմների նպատակն է նույնականացնել այս կլաստերները, ապա պատկերի յուրաքանչյուր պիքսելը վերագրել այն կլաստերին կապված դասին, որի սահմաններում է ընկնում կամ որին ամենամոտն է դրա հատկանիշային վեկտորը:

*Ինչպե՞ս է ստուգվում եւ չափվում պատկերի դասակարգման արդյունքների որակը:*

Պատկերի դասակարգման արդյունքների որակն ունի որոշիչ նշանակություն եւ սովորաբար գնահատվում է խիստ ստուգման գործընթացի միջոցով, որը հաճախ անվանում են ճշտության գնահատում: Այն ներառում է.

**Էտալոնային/չափանիշային տվյալներ (գետնի ճշմարտություն).**

դասակարգված պատկերի համեմատություն «գետնի ճշմարտության» տվյալների հետ: Այս ստուգիչ տվյալները նախընտրելի է ստանալ ուղղակի դաշտային դիտարկումներից կամ ավելի բարձր ճշտության աղբյուրներից, ինչպիսիք են անօդաչու թռչող սարքերի պատկերները:

**Նմուշառման սխեմա.** համեմատության համար դասակարգված պատկերից պիքսելների վիճակագրորեն ներկայանալի նմուշի ընտրություն: Նմուշառման տարածված ռազմավարությունները ներառում են պարզ պատահական կամ շերտավորված պատահական նմուշառումներ՝ հաշվի առնելով այնպիսի գործոններ, ինչպիսիք են նմուշների քանակը եւ նմուշի միավորի չափը (կետ կամ մակերես):

**Սխալի (շփոթության) մատրից.** Երբ նմուշները հավաքվում եւ համեմատվում են, կառուցվում է սխալի մատրից: Այն խաչաձեւ աղյուսակավորում է դասակարգված դասերն էտալոնային (ճշմարիտ) դասերի հետ: Օրինակ, եթե կան A, B, C, D դասեր, մատրիցը ցույց է տալիս, թե A-ին իրականում պատկանող քանի պիքսել է դասակարգվել որպես A, B, C կամ D եւ այլն:

**Ճշտության չափանիշներ.** սխալի մատրիցից ստացվում են ճշտության տարբեր չափանիշներ:

**Ընդհանուր ճշտություն.** ճիշտ դասակարգված պիքսելների ընդհանուր տոկոսը: Այս չափանիշները քանակական պատկերացում են տալիս դասակարգման արդյունքի հուսալիության եւ որակի մասին:

## 8. Ըստի ձեւաչափի հարցեր

*Ինչպե՞ս են պատկերի տարածությունը եւ հատկանիշների տարածությունը պատկերի դասակարգման համար որպես հիմք ծառայում:*

Ի՞նչ կիրառություն ունեն ցրման երկչափ գծապատկերները:

Բացադրել պատկերի դասակարգման գործընթացում ներառված հինգ հիմնական քայլերը: Յուրաքանչյուր քայլի համար նկարագրել նպատակը եւ կարելուր նկատառումները կամ որոշումները, որոնք օպերատորը պետք է կայացնի:

Քննարկել պատկերների դասակարգման ընթացքում կիրառվող ալգորիթմների տեսակները (տուփի դասակարգիչ, միջինից նվազագույն հեռավորություն, առավելագույն հավանականություն): Համեմատել դրանց հիմքում ընկած սկզբունքները, առավելություններն ու թերությունները եւ բացադրել, թե յուրաքանչյուրը որ սցենարներում կարող է նախընտրելի լինել:

Մանրամասնել հեռազննման պատկերի դասակարգման ստուգման կարելուրությունը: Նկարագրել սխալի մատրիցի բաղադրիչները եւ բացադրել, թե ինչպես է չափվում ու մեկնաբանվում ընդհանուր ճշտությունը:

Վերլուծել հեռազննման մեջ «չափումից» «տեղեկատվություն» եւ «գիտելիք» անցումը: Բերել տրամադրված տեքստերից կոնկրետ օրինակներ՝ յուրաքանչյուր փուլը պատկերելու եւ քննարկելու համար, թե ինչպես է գնահատվում ստացված «գիտելիքի» հուսալիությունը (օրինակ՝ դասակարգման արդյունք):

Բացադրել «ընդհանուր ճշտություն» եզրույթն սխալի մատրիցի համատեքստում:

Ի՞նչ է «անհայտ դասը» պատկերի դասակարգման գործընթացում: Բերել օրինակ: Ինչպե՞ս է այն մշակվում դասակարգման ալգորիթմներում:

## 9. Հիմնական եզրույթների բառարան

### Սենսորային եւ տվյալների հասկացություններ

- *Պատկերի փարրեր/պիքսելներ* - նմուշառված առարկաների մակերեսային թվային ներկայացում սենսորային զանգվածների ակնթարթային տեսադաշտի (IFOV) միջոցով:
- *Թվային նիշեր (DNs)* - ֆոտոնների քանակը, որը գրանցվում է սենսորային զանգվածներից տարբեր սպեկտրալ շերտերում, որոնք կարող են վերածվել սպեկտրալ հատկանիշների: Ց-բիթային տվյալների համար տատանվում է 0-ից մինչեւ 255:
- *Հողի լուծաչափի բջիջ (GRC)* - մեկ պիքսելով ներկայացված տարածքը հողի վրա:
- *IFOV* - սենսորից եկող կոշտ կոնի անկյունը, որը հատում է առարկայի մակերեսը՝ պրոյեկտվելով սենսորային տարրի վրա: Հաստատուն չէ՝ Կ-ից (սենսորային տարրի բարձրություն) եւ F-ից (ֆոկուսային հեռավորություն):

### Ֆոտոնների որս եւ թվային նիշեր

- *Հոսք/ֆոտոնային հոսք* - որոշակի ժամանակահատվածում սենսորային տարրի վրա կամ մեջ ընկնող ֆոտոնների քանակը:
- *Էլեկտրասպարիկական սարքեր* - պատկերման սենսորները «բջիջների զանգվածներ են, որոնք ֆոտոնները վերածում են էլեկտրոնային ազդանշանների»:
- *Թվային նիշեր (DN)* - սենսորը հաշվում է ֆոտոնները, եւ այդ թվերը «թվային նիշեր» են՝ տարբեր սպեկտրալ շերտերում: Այս ֆոտոնների քանակը վերածվում է անալոգային լարման (կոնդենսատորում կուտակված լիցքից), որն այնուհետեւ վերածվում է թվային տվյալների՝ անալոգաթվային փոխարկիչի (ԱԹՓ) միջոցով: Ց-բիթային գրառման համար DN -ները տատանվում են 0-255:
- *Չափման վեկտոր* - տրված պատկերի նմուշի դիրքի համար տարբեր սպեկտրալ շերտերից N չափումների հավաքածուն կազմում է N-աչափ «չափման վեկտոր»՝  $d=[d1\ d2\ \dots\ dN]T$ :

### Ռադիոմետրիկ հատկություններ եւ դասեր

- *Ռադիոմետրիկ չափումներ* - սենսորի հիմնական ելքային ազդանշանները, ինչպիսիք են RGB տեսախցիկը կամ Sentinel-2-ի նման բազմասպեկտրալ տեսաձրիչը:
- *Ռադիոմետրիկ դասեր* - դասի հնարավոր պիտակների վերջավոր հավաքածուներ ( $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ ), որոնց վերագրվում են պիքսելները: Դրանք սահմանում է ԵՏՀ օգտատերերի համայնքը (օրինակ՝ {խոտ, ցորեն, կարտոֆիլ, շաքարի ճակնդեղ, լոբի, ոլոռ, սոխ} գյուղատնտեսական դասակարգման համար): «Անհայտ դասն» ( $\omega_0$ ) ընդգրկում է սահմանված դասերում չներառված հատկանիշներ:
- *Տուփի դասակարգիչ (մակարդակ-կտրվածք/զուգահեռանիստի դասակարգիչ)* - դասակարգման ամենապարզ մեթոդը, որը սահմանում է յուրաքանչյուր շերտի եւ դասի վերին ու ստորին սահմանները՝ ստեղծելով տուփանման տարածքներ հատկանիշների տարածությունում: Տուփի մեջ ընկած պիքսելներին վերագրվում է դրա դասը:
- *Կլաստեր* - հատկանիշների տարածությունում հարակից կետերի խումբ, որոնք սպեկտրալ առումով նման են եւ ներկայացնում են առանձին ռադիոմետրիկ կամ հողաբուսածածկույթի դաս:
- *Սխալների (շփոթության/պատահականության) մատրից*. աղյուսակ, որը համեմատում է պատկերի դասակարգման արդյունքներն էտալոնային (գետնի ճշմարտության) տվյալների հետ, բնութագրելով դասակարգման ճշտությունը:
- *Հատկանիշների տարածություն* - բազմաչափ կամ ցրման գծապատկեր, որտեղ գետնի լուծաչափի յուրաքանչյուր բջջի (GRC) բազմաթիվ սպեկտրալ շերտերից ստացված թվային նիշերը (DN) գծագրվում են որպես մեկ կետ (հատկանիշների վեկտոր):
- *Հատկանիշների վեկտոր* - կազմված է գետնի լուծաչափի մեկ բջջի (GRC) տարբեր սպեկտրալ շերտերից ստացված թվային նիշերից (DN):
- *Գեոմետրիկ լուծաչափի բջիջ (GRC)* - հեռազննման պատկերում մեկ պիքսելով ներկայացված գետնի վրա գտնվող տարածքը:

- *Կոշտ դասակարգում* - պատկերի դասակարգման մեթոդ, որը յուրաքանչյուր պիքսելը վերագրում է բացառապես մեկ դասի:
- *Պատկերի տարածություն* - պիքսելների երկչափ զանգված, որը կազմում է թվային պատկերը, որտեղ թվային նիշերի (DN) տարածական բաշխումը սահմանում է պատկերը:
- *Ակնթարթային տեսադաշտ (IFOV)* - հեռազննման սենսորից եկող անկյունը կամ կոշտ կոնը, որը պրոյեկտվում է մեկ սենսորային տարրի վրա՝ որոշելով պիքսելով ներկայացված մակերեսը գետնի վրա:
- *Իտերափիվ օպտիմալացում (միջինների ներհոսք/ISODATA)* - անվերահսկելի կլաստերացման ալգորիթ, որը իտերատիվ կերպով կարգավորում է կլաստերների կենտրոնները (միջինները) եւ վերաբաշխում պիքսելները, մինչեւ կլաստերների կենտրոնները կայունանան:
- *Կապպա (κ) գործակից* - դասակարգման ճշտության վիճակագրական չափանիշ, որը հաշվի է առնում պատահականորեն տեղի ունեցող համընկնումն՝ ապահովելով ավելի հուսալի գնահատական, քան պարզ ընդհանուր ճշտությունը:
- *Գիտելիք* - հեռազննման մեջ հիմնված է վարկածների եւ չափված ապացույցների վրա, հաճախ արտահայտվում է որպես վարկածի հավանականություն՝ տրված ապացույցներով:
- *Առավելագույն հավանականության (ML) դասակարգիչ* - հաճախ օգտագործվող դասակարգման ալգորիթ, որը պիքսելը վերագրում է այն դասին, որի համար այն ունի ամենաբարձր հավանականությունը՝ հաշվի առնելով ոչ միայն կլաստերների միջինները, այլեւ կլաստերների ձեւը, չափը եւ կողմնորոշումը՝ հիմնվելով դրանց վիճակագրական բաշխումների վրա:
- *Չափում* - տարածաժամանակի մեջ երկու օբյեկտների միջեւ փոխազդեցություն, որը տվյալներ է ստեղծում այդ փոխազդեցության մասին, օրինակ՝ ֆոտոնային սենսոր, որը չափում է ֆոտոնների քանակը:
- *Բազմասպեկտրալ տվյալներ* - էլեկտրամագնիսական սպեկտրի մի քանի սպեկտրալ շերտերում հավաքվող հեռազննման տվյալներ:

- *Ընդհանուր ճշտություն* - ճիշտ դասակարգված պիքսելների ընդհանուր թիվը բաժանված ստուգման նմուշի պիքսելների ընդհանուր թվին, որը սովորաբար ստացվում է սխալի մատրիցից:
- *Կաղապար* - Օբյեկտների տարածական դասավորությունը եւ պատկերում որոշակի ձեւերի կամ հարաբերությունների բնորոշ կրկնությունը:
- *Ֆոտոնային հոսք* - սենսորային տարրի վրա կամ դրա մեջ ընկնող ֆոտոնների քանակը ժամանակի միավորում:
- *Ֆոտոններ* - էլեկտրամագնիսական էներգիա կրող լույսի հիմնարար մասնիկներ:
- *Պիքսել (պատկերի տարր)* - թվային պատկերի ամենափոքր միավորը, որը ներկայացնում է հողի լուծաչափի բջիջ (GRC) եւ պարունակում է թվային նիշի (DN) արժեքներ յուրաքանչյուր սպեկտրալ շերտի համար:
- *Պիքսելների վրա հիմնված դասակարգում* - պատկերի դասակարգման մեթոդ, որը մշակում է յուրաքանչյուր առանձին պիքսելը դասի է վերագրում՝ հիմնականում հիմնվելով դրա սպեկտրալ տեղեկատվության վրա:
- *Ռադիոմետրիկ դաս* - պատկերի դասակարգման ընթացքում պիքսելներին տրված առանձին կատեգորիա կամ պիտակ՝ հիմնվելով դրանց սպեկտրալ բնութագրերի վրա:
- *Հեղաքրքրության շրջան (ROI)* - վերահսկելի դասակարգման ընթացքում պատկերի միատարր շրջաններում ընտրված նմուշային տարածքներ, որոնք օգտագործվում են դասի սպեկտրալ բնութագրերը սահմանելու համար ուսումնական նմուշներ հավաքելիս:
- *Հեռագնման (RS) պատկեր* - պատկեր, որը ստացվել է հարթակների վրա (օրինակ՝ արբանյակներ, ինքնաթիռներ) սենսորներից, որոնք գրանցում են Երկրի մակերեսույթից անդրադարձած կամ արձակված էլեկտրամագնիսական ճառագայթումը:
- *Փափուկ դասակարգում* - պատկերի դասակարգման մեթոդ, որը յուրաքանչյուր պիքսելին վերագրում է բազմաթիվ դասեր, որոնցից յուրաքանչյուրն ունի համապատասխան նմանություն կամ հավանականություն, որպեսզի ավելի լավ

հաշվի առնվեն դասերի ներսում ու դասերի միջեւ տատանումները եւ խառը պիքսելները:

- *Սպեկտրալ բնութագրեր* - տարբեր նյութերի տարբեր ալիքի երկարությունների էլեկտրամագնիսական ճառագայթման հետ փոխազդեցության եզակի եղանակները (օրինակ՝ անդրադարձունակություն, կլանում):

- *Սպեկտրալ դաս* - սահմանվում է բացառապես իր սպեկտրալ բնութագրերով, որոնք նույնականացված են հատկանիշների տարածքում, որոնք կարող են կամ չեն կարող ուղղակիորեն համապատասխանել ցանկալի հողածածկույթի տեսակին:

- *Սպեկտրասկոպիկ տվյալներ* - տվյալներ, որոնք չափում են էլեկտրամագնիսական ճառագայթման ինտենսիվությունը ալիքի տարբեր երկարություններում՝ տրամադրելով նյութերի մանրամասն սպեկտրային օրինակներ:

- *Վերահսկելի դասակարգում* - պատկերի դասակարգման մոտեցում, որտեղ օպերատորը սահմանում է դասերի սպեկտրալ բնութագրերը՝ պատկերում նույնականացնելով նմուշային տարածքները (ուսուցման տարածքները):

- *Ուսուցման տարածքներ* - վերահսկելի դասակարգմամբ օպերատորի ընտրած նմուշային տարածքներ, որոնք ներկայացնում են հողածածկույթի հայտնի տեսակներ, որոնք կիրառվում են դասակարգման ալգորիթմը մարզելու համար:

- *Իրական դաս* - հողի վրա գտնվող առանձնահատկության իրական դասը կամ կատեգորիան, որն օգտագործվում է որպես էտալոն պատկերի դասակարգման արդյունքների ստուգման համար:

- *Անվերահսկելի դասակարգում* - պատկերի դասակարգման մոտեցում, որտեղ կլաստերացման ալգորիթմներն ինքնաշխատ կերպով գտնում են սպեկտրալ խմբավորումներ (կլաստերներ) տվյալներում՝ առանց օպերատորի նախնական գիտելիքների կամ ուսումնական նմուշների:

- *Ստրուկտուր* - պատկերի դասակարգման արդյունքների որակի եւ հուսալիության գնահատման գործընթաց՝ դրանք համեմատելով անկախ էտալոնային տվյալների հետ:

*Կլաստերների սահմանումը հատկանիշների տարածքում* - իրականացվում է վերահսկելի կամ անվերահսկելի դասակարգման միջոցով:

*Դասակարգման ալգորիթմի ընտրություն* - որոշում, թե ինչպես են պիքսելները վերագրվելու դասերին:

*Իրական դասակարգում* - յուրաքանչյուր բազմաշերտ պիքսելի վերագրում նախապես սահմանված դասին:

*Արդյունքի ստուգում* - դասակարգման որակի գնահատում չափանիշային տվյալների համեմատ:

*Միջակայքի ընտրություն* - խուսափել խիստ փոխկապակցված շերտերից (ավելորդ տեղեկատվություն) եւ հաշվի առնել ապարատային/ծրագրային ապահովումները:

## 10. Եզրակացություն. Դասակարգման մեթոդաբանություն

### 1) Տեղեկատվական պահանջներ

ա. ուսումնասիրության տարածք եւ տվյալներ ու/կամ գիտելիքներ. տարբեր ԵՏՀ եւ Google Earth տեղեկատվություն եւ քարտեզներ,

բ. կիրառման խնդիր եւ պահանջվող օբյեկտների դասեր (ուսումնասիրության մեջ գտնվող օբյեկտների ըմբռնումը, տարբեր դասերի չափի/մակերեսի բաշխումը, սպեկտրալ համընկնումը եւ այլն):

### 2) Տվյալների ձեռքբերում հողաձածկույթի քարտեզագրման համար

ա. նոր եւ առկա ՀՁ տվյալներ

### 3) Դաշտային աշխատանք

### 4) Վերլուծություն եւ հիմնական ենթադրություններ

ա. պատկերի դասակարգման մեթոդի ընտրություն

բ. հասանելի նախնական գիտելիքներ

### 5) Թվային պատկերի դասակարգում

ա. ուսուցման փուլ

բ. դասակարգում

գ. դասակարգման կատարելագործում (հետդասակարգում, վերադասակարգում, ֆիլտրեր)

### **6) Դասակարգման ճշտության գնահատում**

ա. դասակարգման արդյունքների համեմատում եւ «հիմնային ճշմարտություն»

բ. սխալի տարբեր չափերի հաշվարկ (օրինակ՝ շփոթության մատրից)

գ. Պատկերի դասակարգման մարտահրավերներ (օրինակ՝ խառը պիքսելներ):

Վերջնարդյունքում, նյութը պատրաստում է ուսանողներին հասկանալու, մշակելու եւ մեկնաբանելու հեռազննման տվյալները տարբեր կիրառությունների համար, ինչպիսիք են ճշգրիտ գյուղատնտեսությունը եւ շրջակա միջավայրի մշտադիտարկումը:

## **11. Գրականություն**

1. Bakker, W. H., Gorte, B. G. H., Horn, J. A., Hussin, Y. A., Huurneman, G. C., Janssen, L. L. F., Reeves, C. V., Shrestha, D. P., Skidmore, A. K., Soeters, R., Weir, M. J. C., & Wodai, T. (1999). Principles of remote sensing: ITC core module: Version 1: syllabus. International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation.

2. Tolpekin, V., & Stein, A. (Eds.) (2012). The core of GIScience: a systems-based approach. (ITC Educational Textbook Series). University of Twente, Faculty of Geo-Information Science and Earth Observation (ITC).

3. Abkar, A.A. (1994), “Knowledge-Based Classification Method for Crop Inventory Using High Resolution Satellite Data”, MSc. Thesis, ITC, Enschede, The Netherlands.

4. Tutorial from the Copernicus dataspace:

- <https://documentation.dataspace.copernicus.eu/Applications/Browser.html>

5. NASA ARSET: Introduction to Land Cover Classification and QGIS, Conducting Unsupervised and Supervised Land Cover Classifications, Part 1 and 2:

- <https://www.youtube.com/watch?v=ZtSlipKIH8E>
- <https://www.youtube.com/watch?v=LtM4X5J4Oul>