Table of Contents

[Ներածություն 1](#_Toc481698516)

[2. Գրականության վերլուծական ակնարկ 3](#_Toc481698517)

[2.1 Մորֆոլոգիական պատկերի մշակում 3](#_Toc481698518)

[**2.1.1 Նախաբան** 3](#_Toc481698519)

[**2.1.2 Էրոզիա** 6](#_Toc481698520)

[**2.1.3 Ընդլայնում** 8](#_Toc481698521)

[**2.1.4 Երկակիություն** 9](#_Toc481698522)

[**2.1.5 Բացում և Փակում** 10](#_Toc481698523)

[**2.1.6 Որոշ մորֆոլոգիական ալգորիթմների օրինակներ** 11](#_Toc481698524)

[2․2 Սեգմենտավորում 12](#_Toc481698525)

[**2.2.1 Շեմային եղանակներ** 13](#_Toc481698526)

[**2.2.2 Կլաստերիզացիայի հիմման վրա** 15](#_Toc481698527)

[**2.2.3 Լցոնում** 15](#_Toc481698528)

[2.3 Պատկերի բուրգեր 16](#_Toc481698529)

[**2.3.1 Գաուսիան բուրգեր** 17](#_Toc481698530)

[**2.3.2 Լապլասիան բուրգեր** 25](#_Toc481698531)

[2.4 Պատկերների ձևափոխում 26](#_Toc481698532)

[**2.4.1 Գրադիենտի և Սոբելի ածանցյալները** 27](#_Toc481698533)

[2.4.2 Հոուֆի(Hough) ձևափոխություն 32](#_Toc481698534)

[2.5 Օբյեկտների Հայտնաբերումը 35](#_Toc481698535)

[2.5.1 Վիոլա Ջոհընս(Viola Johnes) Օբյեկտների Հայտնաբերում 39](#_Toc481698536)

[2.5.2 Հաարի նման հատկություններ(Haar-like features) 40](#_Toc481698537)

[2.5.3 Վիոլա Ժոհընս(Viola Johns) դեմքերի հայտնաբերում 43](#_Toc481698538)

[Գրականություն 48](#_Toc481698539)

# Ներածություն

Տեղեկատվական տեխնոլոգիաների զարգացման հետ զուգընթաց մարդիկ պատկերները պահպանում են ոչ թե թղթերի վրա, այլ սարքերի մեջ և կարևոր խնդիր է իրենից ներկայացնում այդ պատկերների ուսումնասիրությունը։ Այդպիսի օրինակներից են մատնահետքերի, աչքերի, անձի և այլ բազմաթիվ ճանաչման համակարգերը, պատկերների ճանաչումը օգտագործվում է ռոբոտաշինության, ավտոարտադրության և այլ բազմաթիվ բնագավառներում։ Պատկերների ուսումնասիրությունը հանդիսնում է արհեստական բանականության կարևորագույն ճյուղերից մեկը։

Պատկերների մշակումը դա իրենից ներկայացնում է գիտություն, որը պատկերների վրա կատարում է որոշակի գործողություններ որպիսզի ստանա ավելի բարձր որակի պատկեր կամ կարողանա պատկերից առանձնացնել որոշակի կարևոր տեղեկատվություն։

# Խնդրի դրվածքը

Խնդիր է դրծավ ուսումնասիրել պատկերների հետ աշխատանքը, որը հանդիսանում է արհեստական բանականության ճյուղերից մեկը, և հետազոտել օբյեկտները պատկերների մեջ։

# 2. Գրականության վերլուծական ակնարկ

## 2.1 Մորֆոլոգիական պատկերի մշակում

### **2.1.1 Նախաբան**

Մորֆոլոգիանմաթեմատիկական մի լեզու է, որը բաղկացած է թեորեմների ցանցից։ Պատկերի մշակման խնդիրների լուծման մեջ մեծ ներդրում ունի մորֆոլոգիական մաթեմատիկան։Պատկերների արտապատկերումը և տրանսլյացիան լայնորեն կիրառվում են ձևաբանության մեջ։

B հավաքածուի արտապատկերում ՝ սահմանվում է հետևյալ կերպ՝

= {w | w = -b, for b }

Եթե B-ն իրենից ներկայացնում է 2D պատկեր ապա -ն իրենից կներկայացնի նույն պատկերը սակայն (x,y) կորդինատներին կհամապատասխանեն (-x, -y) կորդինատները։

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.1 ա) B հավաքածու, բ) B-ի արտապատկերում, գ) B-ի տրանսլյացիան z-կետի նկատմամբ* |

B-ի տրանսլյացիան z կետի նկատմամբ z = (, ) ` սահմանվում է հետևյալ կերպ՝

= {c | c = b + z, for b }

Եթե B-ն իրենից ներկայացնում է պիքսելների հավաքածու, որը բնորոշում է պատկերի միջի օբյեկտը ապա –ը իրենից ներկայացնում է նույն B –ն որտեղ (x,y) կոորդինատները փոխարինված են (x + , y + ) կորդինատներով:

Ներածությունը թե ինչպես ենք էլեմենտների կառուցվածքը ուսումնասիրում մորֆոլոգիայում բերված է նկարներում ՝

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.2 Առաջին տողը իրենից ներկայացնում է էլեմենտների կառուցվածքը, երկրորդ տողը էլեմենտների կառուցվածքը ձևափոխված ուղղանկյունների տեսքով* |

Կատարենք գործողությունները A տարրի նկատմամբ[Նկ․3] օգտագործելով B տարրը։

Տարրերի այն դաշտերը որոնք մուգ են ներկված համարում ենք որ էլեմենտներ կան․

Նոր տարրը ստանալու համար A –ի բոլոր կետերում տեղադրենք B-ն և եթե այդ կետերում պարունակվի B-ն ապա այդ կետերը կհամարենք էլեմենտ։

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.3 Մորֆոլոգիական ձևափոխության օրինակ* |

### **2.1.2 Էրոզիա**

Էրոզիան A-ն B-ի վրա ՝ A 󠇝 B սահմանվում է հետևյալ կերպ՝

A 󠇝 B = {z | A }

Բառերով ասված սա նշանակում է որ էրոզիան A-ն B-ի վրա

դա z էլեմենտների բազմություն է , B-ն ենթարկվել է տրանսլյացիաի z –ով, որոնք պարունակվում են A-ում։

Ուրիշ կերպ այս արտահայտությունը կարող ենք ներկայացնել հետևյալ կերպ՝

A 󠇝 B = { z | = }

Որտեղ նշանակում է՝

= {w | w A }

Այսինքն այն էլեմենտները որոնք չեն պարունակվում A –ում։

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.4 Էրոզիայի օրինակ* |

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.5 Օգտագործելով էրոզիան փորձում ենք ջնջել պատկերի որոշ կոմպոնենտներ` 486 486 թվային պատկերը էրոզիայի ենք ենթարկում 11 11, 15 15, 45 45 քառակուսի էլեմենտներով։* |

### **2.1.3 Ընդլայնում**

Ընդլայնում A-ն B-ի վրա ՝ A 󠇝 B սահմանվում է հետևյալ կերպ՝

A 󠇝 B = { z | A }

Այլ կերպ սա կարող ենք ներկայացնել հետևյալ կերպ՝

A 󠇝 B = {z | A A }

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.6 Ընդլայնման օրինակ* |

Այս մեթոդը կարող է օգտագործվել տեքստը վերականգնելու համար[Նկ.7]։

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.7 Տեքստի վերականգման օրինակ* |

### **2.1.4 Երկակիություն**

Էրոզիան և ընդլայնումը կապված են իրար հետ։

=

և

=

### **2.1.5 Բացում և Փակում**

Բացում A-ն B-ի վրա ՝ A 󠇝 B սահմանվում է հետևյալ կերպ՝

A 󠇝 B = () B

Փակում A-ն B-ի վրա ՝ A 󠇝 B սահմանվում է հետևյալ կերպ՝

A 󠇝 B = () B

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.8 Մորֆոլոգիական բացման և փակման օրինակ* |

Իրենց մեջ ևս գոյություն ունի երկակիություն՝

=

և =

### **2.1.6 Որոշ մորֆոլոգիական ալգորիթմների օրինակներ**

Եզրագծերի հայտնաբերումը A-ում՝ (A) սահմանվում է հետևյալ կերպ՝

(A) = (2.1.6-1)

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.9 Երկուական պատկերի օրինակ, որի վրա կիրառելով (9.1.6-1) հավասարումը կստանանք նոր պատկեր հետևյալ տեսքով* |

## 2․2 Սեգմենտավորում

Համակարգչային տեսողության կարևոր խնդիրներից մեկն է հանդիսանում ինֆորմացիայի դուրսբերումը պատկերից։ Որպիսզի կարողանանք մշակել պատկերը պետք է այն բաժանենք որոշակի օբյեկտների։

Պատկերների սեգմենտացիան օգտագործվում է թվային պատկերները որոշակի սեգմենտների(մասերի) բաժանելու համար, այլ կերպ դա նաև անվանում են պիքսելների ցանց կամ սուպեր֊պիքսելենրի հավաքածու։ Պատկերները սեգմենտավորելու իմաստը կայանում է նրանում, որ սեգմենտների հետ աշխատանքը զգալիորեն հեշտացնում է պատկերի հետ աշխատանքը ավելի հեշտ է լինում պատկերների մեջ օբյեկտների հետազոտությունը և փոփոխությունը։

Սովորաբար օգտագործվում է պատկերներում օբյեկտների հայտնաբերման և սահմանների հայտնաբերման համար։ Գոյություն ունեն սեգմենտացիայի բազմաթիվ ալգորիթմներ, սակայն խնդրից կախված ալգորիթմները կարող են փոփոխվել, այսինքն մեկ խնդրի համար տրված ալգորիթմը լինի լավը, իսկ մյուսի խնդրի համար վատ։

Սեգմենտավորման ալգորիթմների հիմնական դասակարգումներն են՝

1. Շեմային եղանակներ
2. Կլաստերիզացիայի հիմման վրա
3. Լցոնման եղանակ

### **2.2.1 Շեմային եղանակներ**

Պատկերների սեգմենտավորման պարզագույն մեթոդներից մեկը դա շեմային մեթոդն է։ Եթե անհրաժեշտ է ուսումնասիրել պատկերը, որի մեջ կան գույների զգալի տատանումներ ապա այդ պատկերների համար նպատակահարմար է օգտագործել այս մեթոդը։ Ենթադրենք որ հիստոգրամայի ինտենսիվությունը պատկերում համապատասխանում է f(x,y)֊-ին, որը իրենից ներկայացնում է լուսավոր օբյեկտները մուգ ֆոնի վրա, այնպես որ պատկերի մեջի օբյեկտները և նրանց հետևի ֆոների պիքսելների ինտենսիվության արժեքները խմբավորված են երկու գերիշխող ռեժիմներում նկ10(ա).

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.10 2 տարբեր պատկերների հիստոգրամմա* |

Ակնհայտ եղանակներից մեկը օբյեկտը հետևի ֆոնից առանձնացնելու դա շեմի ընտրությունն է ՝ T որի միջոցով կառանձնացնեք օբյետկը, այսպիսով յուրաքանչյուր (x,y) կոորդինատի վրայով կանցնենք և եթե f(x,y) > T կանվանենք օբյեկտի կետ, իսկ մյուս դեպքում կանվանենք հետևի ֆոնի կետ։

Այսպիսով սեգմենտավորված պատկերը կտրվի հետևյալ բանաձևով ՝ g(x,y)

|  |  |
| --- | --- |
| g(x,y) = | Եթե f(x,y) > T |
| Եթե f(x,y) T |

T-ի արժեքը ամբողջ պատկերի համար կարող է լինել նույնը սակայն կախված հարևան պիքսելենրի միջին ինտենսիվությունից կարող է փոփոխվել։

Նկ 10(բ) –ում ցույց է տրված ավելի դժվար շեմավորման խմդիր, որտեղ պիքսելների ինտենսիվության արժեքները խմբավորված են երեք գերիշխող ռեժիմներում , օրինակի համար 2 տիպի սպիտակ օբյեկտները մուգ հետևի ֆոնի վրա։

Այսպիսի իրավիճակում պետք է կատարենք բազմակի շերտավորում, եթե f(x,y) < ապա այն պատկանում է 1 օբյեկտին եթե < f(x,y) ապա այն պատկանում է 2-րդ օբյեկտին, մնացած դեպքերում f(x,y) > այլ օբյեկտներին կամ հետևի ֆոնին։

|  |  |
| --- | --- |
| g(x,y) = | Եթե f(x,y) |
| Եթե < f(x,y) |
| Եթե f(x,y) < |

### **2.2.2 Կլաստերիզացիայի հիմման վրա**

K հասկացողություն(K-means) ալգորիթմը իրենից ներկայացնում է իտերացիոն ալգորիթմ, որը օգտագործվում է պատկերը մասնատելու համար ՝ K կլաստերների։

K հասկացողություն ալգորիթմը կլաստերիզացիայի հայտնի ալգորիթմներից մեկն է հանդիսանում։ Հորինվել է 1950 ական թվականներին։ (Solomom & Breckon, 2013)

### **2.2.3 Լցոնում**

Պատկերը սեգմենտավորելու կարևոր ալգորիթմներից մեկն է հանդիսանում լցոնման(flood fill) ալգորիթմը, որը հայտնի է նաև եզրերի աճեցում(region growing) անունով։ (Gonzales & Woods, 2000)

## 2.3 Պատկերի բուրգեր

Սովորաբար մենք խնդիր ենք ունենում օրիգինալ պատկերի չափերը փոփոխելու, դրա համար գոյություն ունի 2 մեթոդ՝

* Մեծացնել չափերը(մոտիկացնել)
* Փոքրացնել չափերը (հեռվացնել)

Պատկերի բուրգերը իրենցից ներկայացնում են պատկերների հավաքածու որոնք ստացվում են օրիգինալ պատկերից, օրիգինալ պատկերը դաունսեմպլինգի(downsampling) ենթարկելով մինչև մի ցանկալի տարանցիկ արժեքի հասնելը։ Դաունսեմպլինգը գործողություն է որի ընթացքում փոխում ենք տրված պատկերի չափերը 72 dpi. : Սա կարող է զգալիորեն փոքրացնել պատկերի ծավալը։ Դաունսեմպլինգի վատ կողմը կայանում է նրանում, որ երբ պատկերը մոտիկացնում ենք 100%֊-ից ավել ապա արդեն պատկերը սկսում է երևալ ոչ ճշգրիտ։ Այսպիսով յուրաքանչյուր պատկեր դառնում է ¼ մասը իր նախորդի։ Այս ալգորիթմը սովորաբար օգտագործվում է պատկերների սեգմենտացիայի մեջ, փոքրացնում է նկարի չափերը որից հետո հնարավոր է լինում որոշակի գործողություններ կատարել պատկերի հետ և հետո ավելի բարձր որակով պատկեր ետ բերել։ Պատկերի բուրգերի հիմնկան տեսակները են՝

* Գաուսիան բուրգեր
* Լապլասիան բուրգեր

*Գաուսիան բուրգեր* **։**  Օգտագործվում է պատկերները դաունսեմպլինգի ենթարկելու համար։

*Լապլասիան բուրգեր*։ Օգտագործվում է ապսեմպլիգ(upsampled)-ի ենթարկելու համար, որի ժամանակ բուրգի պատկերների փոքր չափերը կարելի է մեծացնել։

### **2.3.1 Գաուսիան բուրգեր**

Պատկերացնենք մի բուրգ, որը կազմված է բազմաթիվ շերտերից և որքան ավելի վերև ենք բարձրանում այնքան այդ շերտերի չափերը փոքրանում են(Նկ.11)։

|  |
| --- |
|  |
| *Նկ.11 Գուսիան բուրգի օրինակ* |

Շերտերը համարակալենք ներքևից վերև, այնպես որ լինի ավելի փոքր քան -ը։ Ամեն (i+1)-րդ շերտը ստանալու համար մենք պետք է անենք հետևալ գործողությունները: Կոնվոլուցիայի ենթարկենք -ը Գաուսիան միջուկի հետ։

Մենք հեշտությամբ կարող ենք համոզվել նրանում որ ելքային պատկերը ստացվում է մուտքային պատկերի ¼ տարածքի չափով(Նկ.12)։

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| *Նկ․12 Օրիգինալ պատկերը դաունսամպլինգի ենթարկելուց հետո* | |

Մենք նաև կարող ենք իրականացնել հակառակ գործողությունը՝ այսինքն 4 անգամ մեծացնենք(upsampling) պատկերի չափերը(Նկ.13):

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| *Նկ.13 Oրիգինալ պատկերը ապսեմպլինգի ենթարկելուց հետո* | |

Եթե փորձենք պատկերը մեկ անգամ ենթարկել դաունսամպլինգի մյուս անգամ ապսեմպլինգի կստանանք հետևյալ պատկերը՝

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| ա) | բ) | գ) |
| *Նկ.14 ա) oրիգինալ պատկեր բ) դաունսամպլինգի ենթարկելուց հետո գ) ապսեմպլինգից հետո* | | |

*Կոնվոլուցիա*

Պատկերների մշակման մեջ միջուկը(kernel), կոնվոլուցիայի մատրիցան կամ դիմակը(mask) իրենցից ներկայացնում են փոքր չափերի մատրիցա։ Դա շատ օգտակար է քողարկման(bluring), եզրերի հայտնաբերման և այլ շատ վայրերում։Միջուկը օրիգինալ պատկերի հետ կոնվոլուցիայի են ենթարկում և կախված միջուկի մատրիցայի չափից և կառուցվածքից կարող են ստացվել տարբեր արդյունքներ։

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ՕՊԵՐԱՑԻԱՆ | ՄԻՋՈՒԿԸ | ՊԱՏԿԵՐԻ ԱՐԴՅՈՒՆՔԸ |
| Ինքնության ճանաչում |  | Vd-Orig.png |
| Եզրերի հայտնաբերման համար |  | Vd-Edge1.png |
|  | Vd-Edge2.png |
|  | Vd-Edge3.png |
| Սրում |  | Vd-Sharp.png |
| Տուփի քողարկում |  | Vd-Blur2.png |
| Գաուսիան քողարկում 3x3 |  | Vd-Blur1.png |
| Գաուսիան քողարկում 5x5 |  | Vd-Blur Gaussian 5x5.png |
| Շրջանային դիմակավորում  5 x 5 |  | Vd-Unsharp 5x5.png |
| *Աղ.1 Կոնվոլուցիայի օրինակներ* | | |

Մատրիցների կոնվոլուցիայի պարզագույն օրինակ կարող ենք բերել հետևյալը՝

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | 1 | 2 | 3 | | 4 | 5 | 6 | | 7 | 8 | 9 | | Օրիգինալ | | | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | -1 | -2 | -1 | | 0 | 0 | 0 | | 1 | 2 | 1 | | Միջուկ | | | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | -13 | -20 | -17 | | -18 | -24 | -18 | | 13 | 20 | 17 | | Ելքային | | | |

Պատկերը բաժանում ենք փոքր մատրիցաների որոնց չափերը կարող են համընկնել կամ չհամընկնել միջուկի չափերի հետ։ Առաջին քայլով կատարում ենք միջուկի պտույտ 180-ով, որից հետո ստանում ենք հետևյալ մատրիցը

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 1 | 2 | 1 |
| 0 | 0 | 0 |
| -1 | -2 | -1 |
| Միջուկ | | |

Այնուհետև կատարում ենք մատրիցաների բազմապատկում։ Միջուկից դուրս ընկած կետերը համարում ենք 0-ներ։

|  |  |
| --- | --- |
| y[0,0] | y[0,0] = 0\*1+0\*2+(-2\*4) + (-1\*5) = -13 |
| y[1,0] | y[1,0] = 0\*1 + 0\*2 + 0\*3 + (-1\*4) + (-2 \* 5) \* (-1 \* 6 ) = -20 |
| y[2,0] | y[2,0] = 0\*2 + 0\*3 + (-1 \* 5 ) + (-2 \* 6) = -17 |
| y[0,1] | y[0,1] = 2\*1+1\*2+0\*4+0\*5+(-2\*7) + (-1\*8) = -18 |
| y[1,1] | y[1,1] = 1\*1 + 2\*2 + 1\*3 + 0\*4 + 0\*5 + 0\*6 + (-1\*7) + (-2 \* 8) + (-1 \* 9) = -24 |
| y[2,1] | y[2,1] = 1\*2+2\*3+0\*5+0\*6+(-1\*8) + (-2\*9) = -18 |
| y[0,2] | y[0,2] = 2\*4+1\*5+0\*7+0\*8 = 13 |
| y[1,2] | y[1,2] = 1\*4+2\*5+1\*6+0\*7+0\*8+0\*9 = 20 |
| y[2,2] | y[2,2] = 1\*5 + 2\*6 + 0\*8 + 0\*9 = 17 |

### **2.3.2 Լապլասիան բուրգեր**

Լապլասիան բուրգը շատ նման է եզրագծերի հայտնաբերման ալգորիթմին։ Բուրգերի պիքսելների մեծ մասը 0 են(սև)։ Այս ալգորիթմը շատ է օգտագործվում պատկերների սեղղման մեջ։ Լապլասիան բուրգերը ստացվում են Գաուսիան բուրգերի հիմման վրա՝

= – EXPAND[]

= – EXPAND[]

= – EXPAND[]

=

Այսպիսով մենք ստացանք Լապլասիան բուրգերը Գաուսիանի հիմման վրա, սակայն հնարավոր է և հակառակ գործողությունը։

=

= + EXPAND[]

= + EXPAND[]

= + EXPAND[]

-ը մեզ մոտ կլինի օրիգինալ պատկերը։ (Davies, 2012)

## 2.4 Պատկերների ձևափոխում

Օգտագործվում է նրա համար որպիսզի կարողանանք պատկերը վերափոխենք այլ տեսքի, որի մրջոցով կարողանանք լուծել պատկերների ուսումնասիրության որոշակի խնդիրներ։ Այդ մեթոդների օրինակներ են հանդիսանում` արտիֆակտները որոնք օգտագործվում են պատկերի եզրագծերը հայտնաբերելու համար, պատկերը վերափոխելուց հետո մենք կարողանում ենք պատկերի մեջ գտնել գծերը և կլորները։ Ուսումնասիրություններ են կատարվել պատկերների ձգման,նեղացման,կորացման և պտտման գործողություններ մեջ։ Հայտնի վերափոխման ալգորիթմներից մեկն է հանդիսանում Ֆոուրիերի ալգորիթմը։



(Szeliski, 2010)

Ուսումնասիրություններ են կատարվել դիսկրետ Ֆոուրիերի վերափոխման(DFT) և դիսկրետ Կոզինի վերափոխման(DCT) ալգորիթմներում։ Ուսումանսիրություններ կկատարվեն նաև ինտեգրալ պատկերների մեջ որոնք օգտակար են պատկերների մեջ դեմքի հայտնաբերման ալգորիթմների ուսումնասիրությունների համար։ Այսպիսով մենք կուսումնասիրենք հետևյալ թեմաները։

* Գրադիենտի և Սոբելի ածանցյալները
* Հոուֆի ձևափոխություն

The Laplace and canny transforms

The line and circle Hough transforms

Geometric transforms: stretch, shrink, warp, and rotate

Discrete Fourier Transform (DFT) and Discrete Cosine Transform (DCT)

Integral images

Distance transforms

Histogram equalization

### **2.4.1 Գրադիենտի և Սոբելի ածանցյալները**

Համակարգչային տեսողության մեջ առանցքային բաներից մեկն է հանդիսանում եզրագծերի հայտնաբերումը պատկերների մեջ, և դա շատ սերտ կապված է պատկերների ածանցյալների մոտիկացման արժեքների հայտաբերման մեջ։ Ածանցյալը ցույց է տալիս փոփոխությունը տվյալ ֆունկցիայի կամ մուտքային ազդանշանի որոշակի չափով։ Երբ մենք գտնում ենք ածանցյալի լոկալ մեծագույնը , դա մեզ տալիս է այն հատվածները որտեղ ազդանշանը ամենաշատն է տատանվել, որը պատկերի համար կարող է նշանակել եզրագիծ: Կոնվոլյուցիա մաթեմատիկայում օպերացիա է 2 ֆունկցիաների f և g, որի արդյունքում ստացվում է 3-դ ֆունկցիան, որը իրենից ներկայացվում է փոփոխված ֆունկցիա օրիգինալ ֆունկցիաներից որևիցե մեկից։ Գոյություն ունի դիսկրետ ազդանշանների մոտեցման տարբերակ միջուկի կոնվոլյուցիայի միջոցով։ Կոնվոլյուցիան հինականում նշանակում է պատկերի յուրաքանչյուր հատվածի ձևափոխում։

|  |
| --- |
| C:\Users\gharutyunyan\Downloads\DIP\Circular_convolution_example.png |
| *Նկ.14 Շրջանաձև կենվոլյուցիայի օրինակ* |

Հաճախակի օգտագործվող ձևափոխությունը դիֆերենցացիան(differentiation) հանդիսանում է Սոբելի ֆիլտրը, որը աշխատում է հորիզոնական, ուղղահայաց և նույնիսկ միքսված մասնակի ածանցյալների ցանկացած հաջորդականությամբ։ Որպիսզի մոտեցնենք հորիզոնական ածանցյալի արժեքին , հետևյալ Սոբելի մատրիցան կոնվոլյուցիայի ենք ենթարկում մուտքային մատրիցայի հետ։

= \*

Սա նշանակում է հետևյալը, որ յուրաքանչյուր մուտքային պիքսելի, հաշվարկային արժեքը լինում է իր վերևի-աջ հարևանին գումարած 2 անգամ իր ձախ հարևանի գումարած իր ներքևի-աջ հարևանի հանած իր վերևի-ձախ հարևանի հանած 2 անգամ ձախ հարևանի հանած իր ներքևի ձախ հարևանի արժեքը, որի արդյունքում կստանանք նոր պատկեր։

Սոբելի օպերատորը օգտագործում է երկու 3x3 չափերի միջուկներ, որոնք կոնվոլյուցիայի են ենթարկվում օրիգինալ պատկերի հետ որպիսզի հաշվարկենք պատկերների ածանցյալների մոտիկացման արժեքները, մեկը օգտագործվում է հորիզոնական փոփոխությունների համար մյուսը ուղղահայաց փոփոխությունների համար։

Եթե մենք հայտարարենք A-ն որպես մուտքային մատրից և և երկու պատկերներ որոնք յուրաքանչյուր կետում պարունակում են հորիզոնական և ուղղահայաց ածանցյալների մոտիկացումները և դրանք հաշվարկվում են հետևյալ կերպ։

= \* = \*

Որտեղ \* նշանակում է կոնվոլյուցիան երկչափ տարածության մեջ։

Նաև կարող ենք այս հավասարությունները ներկայացնել հետևյալ կերպ։

=

G =

Օգտագործելով այս ինֆորմացիան մենք կարող ենք հաշվարկել նաև գրադիենտի ուղղությունը։

Θ = atan

Որտեղ, օրինակի համար Θ հանդիսանում է 0 ուղղահայաց եզրագծի համար։

|  |  |
| --- | --- |
| C:\Users\gharutyunyan\Downloads\DIP\Օռիգինալ.PNG | C:\Users\gharutyunyan\Downloads\DIP\ֆակե.PNG |
| *Նկ.15 Սոբելի օպերատորի կիրառության օրինակ* | |

Դիտարկենք օրինակի հիմման վրա՝

Ունենք մուտքային հետևյալ մատրիցը`

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 50 | 50 | 100 | 100 |
| 50 | 50 | 100 | 100 |
| 50 | 50 | 100 | 100 |
| 50 | 50 | 100 | 100 |
| 50 | 50 | 100 | 100 |
| *Աղ.2 Մատրիցա* | | | |

Հիմա փորձենք կոնվոլյուցիայի ենթարկել x ուղղությամբ միջուկի հետ։

[1,1] կոորդինատներովի արժեքը կլինի հետևյալը -50 + 0 + 100 – 100 + 0 + 200 - 50 + 0 +100 = 200

Եթե արժեքը լիներ բացասական ապա դա նորմալ կլիներ որովհետև վերջում մենք օգտվելու ենք հետևյալ բանաձևից։

G =

Այսպիսով հաշվելով բոլոր կոորդինատների արժեքները կստանանք նոր մատրից։

### 2.4.2 Հոուֆի(Hough) ձևափոխություն

Հոուֆի ձևափոխությունը դա միջոց է, որի օգնությամբ կարող ենք պատկերից առանձնացնել որիշակի ֆորմայով օբյեկտներ։ Քանի որ այդ ֆորմաները ներկայացնելու համար մենք պետք կառուցենք այդ ֆորմաներին համապատասխանող որոշակի մաթեմատիկական հավասարումներ։ Սովորաբար այս ձևափոխությունը օգտագործվում է որոշակի կորեր հայտնաբերելու համար, օրինակ գծեր, շրջաններ, էլիպսներ։  
Ընդհանրական Հոուֆի ձևափոխությունը կարելի է օգտագործել այն տեղերում որտեղ պարզ վերլուծական բացատրությունը օբյեկտի հնարավոր չէ իրականացնել։ Աշխատանքի սկզբունքը հետևյալն է՝

Հիմնական մոտեցումը օրինակ գծի հայտնաբերման մեջ հետևյալն է՝ յուրաքանչյուր մուտքային չափում (օրինակ կոորդինատային կետ) ցույց է տալիս իր ներդրումը գլոբալ հետևողական լուծման համար(օրինակ ֆիզիկական գիծը, որը առաջացրել է այդ պատկերի կետը)։ Որպես պարզ օրինակ կարող ենք դիտարկել հետևյալ ընդհանուր խնդիրը, կիրառումը գծային սեգմենտների խումբը դիսկրետ պատկերների կետերին վրա(օրինակ պիկսելների գտնվելու վայրերը եզրագծերի դետեկտորից)։ Նկար 1-ը ցույց է տալիս որոշ հնարավոր լուծումները այս խնդրի համար։ Այստեղ մենք ունենք գիտելիքների բաց ցանկալի գծային սեգմենտների վերաբերյալ(և անորոշության մասին, թե ինչ է իրենից ներկայացնում գծային սեգմենտը) և կարող ենք լուծել խնդիրը ոչ լիարժեք։ (Gonzales & Woods, 2000)

|  |
| --- |
| http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/figs/hough1.gif |
| *Նկ.16 ա)կոորդինատային կետեր b) 2 գծերի կցամաս c) հնարավոր ուղիղ գծային կցամասեր* |

Մենք կարող ենք անալիտիկորեն բացահայտել գծային սեգմենտը մի քանի ֆորմաների մեջ։ Ինչևիցե հարմար հավասարումը որպիսզի կարողանանք բացատրել գծերի խումբը օգտագործում ենք պարամետրավորված կամ նորմալ հասկացողությունները։

xcosθ + ysinθ = r

որպեղ r-ը հանդիսանում է երկարությունը կոորդինատների սկզբնակետից մինչև այդ գիծը θ-ն դա կողմնորոշումն է(օրիենտացիան ) r-ի x առանցքի նկատմամբ(Նկ 2), ցանկացած կետի համար (x,y) այս գծի վրայի r և θ հաստատուն են։

|  |
| --- |
| http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/figs/hough2.gif |
| *Նկ.17 ուղիղ գծի պարամետրիկ նկարագրությունը* |

Պատկերի վերլուծության համատեքստում, կոորդինատները կետի(կետերի) եզրային սեգմենտների () պատկերի մեջ հայտնի են և հանդիսանում են հաստատուն պարամետրեր հավասարման մեջ։ r-ը և θ-ն մեր հավասարման մեջ անհայտ պարամետրերն են։ Եթե մենք կառուցենք համապատասխան (r, θ) արժեքները () –ին համապատասխան, ապա կետերը կարտեզիան համակարգի պատկերի համար կհամապատասխանեն կորերին բևեռային Հոուֆի պարամետրերի համակարգին։

Կետից դեպի կոր ձևափոխությունները համապատասխանում են Հոուֆի-ի ձևափոխմանը ուղիղ գծերի համար։ Եթե այդ հավասարումները փորձենք կազմել շրջանագծերի համար ապա կունենանք հետևյալ տեսքը՝

+ =

Որտեղ a-ն և b-ն շրջանագծի կենտրոնի կոորդինատներն են իսկ r-ը շառավիղը։

## 2.5 Օբյեկտների Հայտնաբերումը

Օբյեկտների հայտնաբերման համար գոյություն ունեն բազմաթիվ ալգորիթմներ։ Այս պարագրաֆում մենք կուսումնասիրենք դեմքերի հայտնաբերումը պատկերների մեջ, հայտնաբերման մեջ մենք կօգտվենք ԱդաԲուստի(AdaBoost)-ի մետա-ալգորիթմից, և Հաարի(Haar)-ի դասակարգիչներից(classifier)։

*Խթանման տեսություն(The boosting theory***):** Դեմքերի հայտնաբերումը պատկերների մեջ կարելի է կատարել հետևյալ կերպ՝ կարող ենք ամբողջ պատկերը բաժանել փոքր կտորների(պատուհանների) և ստեղծենք դասակարգիչ, որը կբնորոշի, թե այդ փոքր պատուհանը հանդիսանում է դեմք թե ոչ, որ պատուհանը համապատասխանի դասակարգիչին կհամարվի դեմք։

Հիմա կփորձենք պարզել թե ինչ է իրենից ներկայացնում դասակարգիչը և ինչպես կարող ենք մենք պատրաստել այն: Դասակարգիչների խնդիրներից կարևորը հանդիսանում է այն թե մեզ հայտնի դասակարգումներից որին է համապատասխանում մեր դասակարգիչը։ Որպես օրինակ կարող ենք դիտարկել հետևյալը, թե մուտքային պատկերը համապատասխանում է արդյոք բանանի,խնձորի, կամ տանձի դասակարգումներին, որը մենք կարող ենք պարզել մրգի դասակարգիչի օգնությամբ։ Դիպլոմային շրջանակներում մենք կուսումնասիրենք 2 կատեգորիա դեմք և ոչ դեմք։ Այս գլխում մենք կուսումնասիրենք ժամանակավոր ալգորիթմները որպիսզի կարողանանք ստեղծել ուժեղ դասակարգիչ օգտվելով թույլ սովորողների բազմությունից(set of weak learners)։ Թույլ սովորողների բազմությունը իրենցից ներկայացնում են դասակարգիչներ հիմնվելով որոշակի հատկությունների վրա, որոնք չեն կարող բաժանել ամբողջ բազմությունը 2 կատեգորիաների, բայց անում են լավ գործ բազմությունների մի մասի համար։ Oրինակի համար պատկերի մեջ փորձում ենք գտնել մորուք որպիսզի պարզենք այդ դեմքը տղամարդու է թե ոչ, եթե այդ դասակարգիչը չկարողանա գտնել բոլոր տղամարդկանց պատկերի մեջ համենայի դեպս կկատարի լավ գործ։  
ԱդաԲուստ(AdaBoost)-ը իրենից ներկայացնում է մետա-ալգորիթմ որը մեզ կoգնի որպիսզի կառուցենք դասակարգիչ։ Նրա հիմնական գործը կայանում է նրանում որպիսզի կառուցի ուժեղ դասակարգիչ հիմնվելով թույլ դասակարգիչների վրա, որոնք ավելի լավ են քան պատահականը(այսինքն ավելի լավ են բնորոշում պատկերը քան պատահականության սկզբունքի վրա հիմնվելով)։

H(x) = sign((x) + (x) + … + (x))

Sign օպերատորը կվերադարձնի +1, երբ փակագծերի մեջինը լինի դրական և -1 հակառակ դեպքում։ Այսպիսով դասակարիչը ասում է այո(+1) կամ ոչ(-1) այսիքն պատկերի մեջ գտնվում է թե ոչ։ Այսպիսով -ն տրված (x) դասակարգիչի քաշն է, տրված x-ի համար T դասակարգիչների մեջ։

Որպես օրինակ կարող ենք դիտարկել հետևյալ դեպքը՝ ունենք մուտքաային պատկեր և նրա մեջ ուզում ենք հայտնաբերել արդյոք պատկերի վրայի մարդը կին է թե տղամարդ։

Որպես թույլ դասակարգիչներ կարող ենք ընտրել հետևյալները(Աղ․3)՝

: Եթե հասակը մեծ է քան ~175սմ, ապա այդ մարդը տղամարդ է հակառակ դեպքում կին։ Կան շատ կանայք որոնք ավելի բարձրահասակ են քան տղամարդիկ, բայց սովորաբար հակառակն է։

: Եթե մարդը ունի երկար մազեր ապա այդ մարդը կին է։ Կան շատ տղամարդիկ որոնց մազերը ավելի երկար են քան կանացը, բայց սովորաբար հակառակն է։

: Եթե մարդը ունի մորուք ապա այդ մարդը տղամարդ է։ Այստեղ մենք կարող ենք սխավել որովհետև տղամարդիկ թրաշվում են։

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Անուն** | **Հասակ ()** | **Մազեր ()** | **Մորուք ()** | **Սեռ (f(x))** |
| Աննա | 1.69 | Երկար | Անթրաշ | Կին |
| Վահան | 1.75 | Կարճ | Անթրաշ | Տղամարդ |
| Գևորգ | 1.80 | Կարճ | Անթրաշ | Տղամարդ |
| Արամ | 1.83 | Կարճ | Թրաշով | Տղամարդ |
| Սարա | 1.77 | Կարճ | Անթրաշ | Կին |
| Աղ.3 Սեռի հայտնաբերման աղուսյակ | | | | |

**-**դասակարգիչը ճիշտ է ցույց տալիս 3 մարդու, **-**դասակարգիչը ճիշտ է ցույց տալիս 4 մարդու, -ը 3 մարդու։ Հետո մենք պետք է ընտրենք -ը, քանի որ այնտեղ ամենաքիչն ենք սխալվել և նշանակենք նրա -ն։ Սրանից հետո մենք պետք է մեծացնենք սխալ դասակարգված տվյալների(Սարա) քաշը և փոքրացնենք մնացածի քաշը(Աննա, Վահան, Գևորգ, Արամ)։ Հետո մենք պետք է նայենք մյուս ավելի ճիշտ հայտնաբերած դասակարգչին։ Այս քայլից հետո քանի որ Սարա-ի քաշը ամենամեծն է մենք պետք է կենտրոնանանք նրա վրա։

Մեր մուտքային դասակարգիչները նշանակենք t տառով։ Յուրաքանչյուր (t= {1, 2, … T}) ասոցացվում է քաշ ,որը օգտագործվում է բոլոր դասակարգիչների արդյունքները հավաքելիս։ X-ը մուտքային հատկությունների վեկտոր X = (, , …, , … , ) որտեղ i-ն հատկության համարն է։ Պիտակները նշանակված են երկուականով։ (i)-ն մեզ մոտ պետք է սկզբում արժեքավորված լինի արժեքներով որը ցույց կտա թե մեզ վրա ինչքան թանկ կարող է նստել սխալ գնահատված հատկությունը։ Այս ալգորիթմի լավ կողմը կայանում է նրանում որ եթե մի թույլ դասակարգիչում սխալ ենք հայտնաբերել մի օբյեկտ ապա մյուս կետում կենտրոնանում ենք այդ կետի վրա և այդպես շարունակ, որը գնալով կնվազեցնի սխալվելու հավանականությունը։

Ալգորիթմի աշխատանքը հետևյալն է՝

(i) = 1 / m for i = 1, …, m։

t = 1, …, T:

Գտնել դասակարգիչը որը մինիմալացնում է (i) քաշի սխալը։

= arg որտեղ = (for ≠ ())

Եթե < 0,5 ուրեմն կանգնում ենք այդ կետում։

**2․3** Ընտրում ենք R սովորաբար = որտեղ մինիմալ սխալանքնե է նախորդ քայլի։

**2․4** Թարմացնում ենք քաշերը։

(i) =

Որտեղ իրենից ներկայացնում է նորմալիզացնող պարամետր ամբողջ տվյալների ցուցիչների համար։

ԵՎ վերջում ունենում ենք հետևյալ պատկերը՝

H(x) = sign()

(Solomom & Breckon, 2013)

### 2.5.1 Վիոլա Ջոհընս(Viola Johnes) Օբյեկտների Հայտնաբերում

Վիոլա Ջոհընսի հայտնաբերիչի միջոցով կառուցվում են որոշ թույլ դասակարգիչները։ Այս հայտանաբերիչը աշխատում է հիմնվելով ստատիստիկ մեթոդների վրա։ Յուրաքանչյուր թույլ հայտնաբերիչ իրենից ներկայացնում է չափազանց պարզ երկուական դասակարգիչ։ Ուսումնասիրությունները կատարվում են կասկադների միջոցով

|  |
| --- |
| enter image description here |
| *Նկ.18 Կասկադների աշխատանքի սկզբունքը* |

Եթե պատկերից առանձնացրած ուղղանկյունը անցնում է բոլոր կասկադների միջով և տալիս է դրական արդյունք ապա ասում ենք որ այդ ուղղանկյունը պատկանում է տրված դասին հակարակ դեպքում ոչ(Նկ.18)։ Հիմնական թույլ դասակարգիչները հիմնված են հասարակ վիզուալ առանձնահատկությունների վրա(հիմնականաում այդ առանձնահատկությունները սովորաբար անվանում են Հաարի(Haar)-ի նման առանձնահատկություններ)։

|  |
| --- |
| enter image description here |
| *Նկ.19 Հաարի հատկության օրինակ* |

### 2.5.2 Հաարի նման հատկություններ(Haar-like features)

Հաարի նման հատկությունները իրենցից ներկայացնում են թվային պատկերների առանձնահատկություննները, որոնք օգտագործվում են օբյեկտների հայտնաբերման մեջ։ Այս ալգորիթմը իր անունը ստացել է Հաարի վավելետի(wavelet) հիման վրա, որի միցոցով առաջին անգամ կառուցվել է ներկա-ժամանկի(real-time) օբյեկտների հայտնաբերիչը։ Վավելետի կառուցվածքը բերված է նկարում(Նկ.20)

|  |
| --- |
| https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/b/b0/Seismic_Wavelet.jpg/220px-Seismic_Wavelet.jpg |
| *Նկ.20 Վավելետի կառուցվածքը* |

Վավելետի անալիզը բավականին նման է Ֆյուրեի- անալիզին։ Նրա էությունը կայանում է հետևյալում մաթեմատիկայում Ֆյուրեի անալիզը ուսումնասիրում է թե ինչպես ընդհանուր ֆունկցիաները կարող են ներկայացվել կամ բացատրվեն ավելի պարզ տրիգրոմետրիկ ֆունկցիաների միջոցով։ Մաթեմատիկայում տրիգրոմետրիկ ֆունկցիաները անվանում են նաև շրջանաձև ֆունկզիաներ և իրենցից ներկայացնում են անկյունային ֆունկցիաներ։ Ամենահայտնի և սովորաբար օգտագործվող տրիգոնոմետրիկ ֆուկցիաներն են sine, cosine.

|  |
| --- |
| https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/7/71/Sine_cosine_one_period.svg/600px-Sine_cosine_one_period.svg.png |
| *Նկ.21 sin(x)-ի և cos(x)-ի տեսքը* |

Վավելետները իրենցից ներկայացնում են ալիք՝ օրինակ տատանում, որը ունի ամպլիտուդ և սկսում է 0-ից բարձրանում, հետո նվազում հետ մինչը 0։

Վավելետի անալիզը մեզ հնարավորություն է տալիս թիրախային ֆունկցիան որոշակի ինտերվալում ներկայացնել օրթոնորմալ բազիսի մեջոցով։ Հաարը օգտագործել է ֆունկցիաները որպիսզի բերի օրինակ օրթոնորմալ համակարգի, քառակուսային-ինտեգրացվող ֆունկցիաների համար միավոր ընդմիջումից[0,1]։ Այս հատկությունը իրանից ներկայացնում է առավելություն սիգնալների անալիզի ժամանակ,կարող է օգտագործվել որպես մեքենաների մոնիտորինգի գործիք։

### 2.5.3 Վիոլա Ժոհընս(Viola Johns) դեմքերի հայտնաբերում

Եզրագծերի հայտնաբերումը պատկերի մեջ կատարվում է կոնվոլյուցիայի մատրիցի միջոցով։

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Image result for edge detection horizontal line |  | |  |  |  | | --- | --- | --- | | **-1** | **-1** | **-1** | | **2** | **2** | **2** | | **-1** | **-1** | **-1** | |  | Image result for edge detection horizontal line |
| *Նկ.22 Կովոլյուցիայի օրինակ երբ փորձում ենք գտնել հորիզոնական գծերը* | | | | |

*Հաարի(Haar) հատկություններ*

Հաարի հատկությունները նմանատիպ են կոնվոլյուցիայի միջուկին, որը հնարավորություն է տալիս հայտնաբերել որոշակի հատկնություններ տրված պատկերի մեջ։

|  |
| --- |
| Image result for haar feature 5 types |
| *Նկ․22 Հատկությունների մի քանի օրինակ* |

Այստեղ մենք աշխատելու ենք դեմքի հայտնաբերման հետ։ Ի սկզբանե ալգորիթմը պետք է ունենա շատ դրական նկարներ(որոնց մեջ կա դեմք) և շատ բացասական նկարներ(որոնց մեջ չկա դեմք) որպիսզի վերապատրաստի դասակարգիչը։ Դրանից հետո մենք պետք է կարողանանք առանձնացնել հատկությունները։ Դրա համար օգտագործվում են Հաարի հատկությունները որոնք բերված են նկ22-ում։ Յուրաքանչյուր հատկության արդյունքը դա եզակի թիվ է, որը ստացվում է սպիտակ ուղղանկյան պիքսելների գումարից հանելով սև ուղղանկյան պիքսելներ գումարը։ Հիմա բոլոր հնարավոր չափերը և դիրքերը յուրաքանչյուր միջուկի օգտագործվում է հաշվարկելու համար հատկությունների մեծ քանակություն։ Եթե վերցնենք 24x24 պատուհան ապա արդյունքը կլինի 160000+ հատկություն։ Յուրաքանչյուր հատկության հաշվարկի համար մենք պետք է գտնենք պիքսելների գումարը սպիտակ և սև ուղղանյունների միջի։ Այս խնդիրը լուծելու համար օգտագործվում են ինտեգրալ պատկերները(Նկ.23)։ Դա բավականին հեշտացնում է պիքսելների հաշվարկի գործնթացը։

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | **1** | **1** | **1** | | **1** | **1** | **1** | | **1** | **1** | **1** | | **Գումարը վերև և ձախ** | |  |  |  | | --- | --- | --- | | **1** | **2** | **3** | | **2** | **4** | **6** | | **3** | **6** | **9** | |
| **Մուտքային պատկեր** |  | **Ինտեգրալ պատկեր** |
| *Նկ.23 Պատկերը ինտեգրալ պատկերի վերածելու օրինակ* | | |

Բայց բոլոր այդ հատկությունները, որ մենք հաշվարկում ենք դրանց մեծ մասը չունեն նշանակություն։

Նկ.19-ի վերևի տողում ցուցադրված են 2 լավ հատկություններ։ Առաջին հատկորոշիչը հիմնված է նրա վրա, որ սովորաբար աչքերի մասը լինում է ավելի մուգ քան քթի և այտերի մասը։ Երկրորդը հիմնված է նրա վրա որ ախքերի մասը ավելի մուգ է քան քթի կամուրջը։ Բայց այս հատկորոշիչները եթե տեղադրենք այտերի վրա կամ մեկ այլ վայրում մեզ ոչնչով չեն օգնի։ Այսպիսով մենք պետք է ընտրենք այդ 160000+ հատկություններից լավագույնները որոնք ավելի լավ կբնորոշեն մարդու դեմքը։ Այդ ընտրությունը կատարվում է ԱդաԲուստի(Adaboost) ալգորիթմի միջոցով։

Դրա համար մենք կիրառում ենք յուրաքանչյուր հատկությունը բոլոր վերապատրաստող պատկերների վրա։ Յուրաքանչյուր հատկության վրա, նա գտնում է լավագույն շեմը, որը դասակարգում է դեմքերը դրական են թե ոչ։ Սակայն ակնհայտ է, որ այնտեղ կլինեն նաև սխալներ։ Մենք կընտրենք այն հատկությունները որոնք ավելի լավ կբնորոշեն թե պատկերը դեմք է թե ոչ։ Բոլոր պատկերները որոնք որ սկզբում պետք է ուսումնասիրենք ունենում են նույն քաշը։ Ամեն դասակարգումից հետո սխալ որոշված պատկերների քաշերը բարձրանոմ են։ Որից հետո կատարվում է նույն գործողությունը, հաշվարկվում նոր սխալները։ ԵՎ այդ պրոցեսը շարունակվում է այնքան ժամանակ քանի դեռ չենք ստացել մեզ անհրաժեշտ ճշտությունը կամ սխալանքի կոէֆիցենտը, կամ չենք ստացել մեզ համար անհրաժեշտ հատկությունների քանակը։

Վերջնական դասակարգիչը ստացվում է այդ թույլ դասակարգիչների հիմման վրա։ Դրանք կոչվում են թույլ քանի որ միայնակ այդ դասակարգիչները չեն կարող դասակարգել պատկերը։ Վերջում մենք ստանում ենք 160000-ից մոտ 6000 հատկություն որոնք բնորոշում են դեմքը։ Այսպիսով եթե մենք վերցնենք 24x24 վրա պատկեր ապա նրա վրա պետք է կիրառենք 6000 հատկություն։ Այդ պատկերի վրա հատվածների մեծ մասը դեմք չի։ Այսպիսով ավելի լավ է ունենալ հատկորոշիչներ որոնք կգտնեն այդ պատուհանը հանդիսանում է դեմք թե ոչ այսինք ինչ հատկությունների բավարարման դեպքում պատուհանը չի համարվի դեմք։ Եթե այդ հատկություններին չբավարարի կարող ենք նրա մեջ էլ դեմք չփնտրել։ Այսպիսով այստեղ գալիս է կասկադների գաղափարը որը իրենից ներկայացնում է հետևյալը 6000 ստուգում իրականացնելու փոխարեն մենք կանենք հետևյալ քայլերը մենք քայլ առ քայլ առաջ կգնանք եթե պատկերը չի բավարարում որևէ հատկության ապա այն դեմք չի հակառակ դեպքում շարունակում ենք դիտարկել(Նկ.18)։

Այսպիսով մենք փոքրացնում ենք 6000 թիվը։ Դեմքի հայտնաբերման համար ամենալավ դասակարգիչներն են համարվում վերևում բերված 2-ը։ Նկ.24-ում բերված են դասակարգիչներ որոնք ևս շատ կարևոր են։

|  |
| --- |
| Early stage Haar Cascade |
| *Նկ.24 Հաարի հատկությունների օրինակներ որոնք օգնում են դեմքի ճանաչման հարցում* |

**Եզրակացություն**

Այդ ուսումնասիրությունները մեծ կարևորություն ունեն մարդկանց համար, օրնակ տեսախցիկները որոնք վերահսկում են երթևեկությունը աշխատում են այդ ուսումնասիրությունների հիմման վրա, կամ դեմքի հայտնաբերումը նկարի մեջ։

Ուսումնասիրվեցին բազմաթիվ պատկերների հետ աշխատելու ալգորիթմներ որոնք հնարավորություն կտան հետագայում առանձնացնել օբյեկտները պատկերների վրայից։

# Գրականություն

Bradski, G., & Kaehler, A. (2010). *Learning OpenCV.*

Davies, R. E. (2012). *Computer and Machine Vision: Theory,Algorithms, Practicalities.*

Gonzales, R. C., & Woods, R. E. (2000). *Digital Image Processing.*

Solomom, C., & Breckon, T. (2013). *Fundamentals of Digital Image Processing.*

Szeliski, R. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications.*