

Բովանդակություն

| | |
|--|----|
| Ներածություն | 3 |
| Գլուխ 1. Գրականության վերլուծական ակնարկ..... | 5 |
| 1.1 Մեքենայական ուսուցում | 5 |
| 1.1.1 Վերահսկվող ուսուցում..... | 5 |
| 1.1.2 Չվերահսկվող ուսուցում | 6 |
| 1.1.3 Որոշ նշանակումներ..... | 6 |
| 1.2 Ուսուցման տարրեր..... | 7 |
| 1.2.1 Արժեքի ֆունկցիա | 7 |
| 1.2.2 Նվազող գրադիենտ | 7 |
| 1.2.3 Ուսուցման գործակից | 9 |
| 1.2.4 Մուտքային տվյալի հատկության մասշտաբավորում | 9 |
| 1.3 Դասակարգում | 10 |
| 1.3.1 Լոգիստիկ հիպոթեզի արժեքի ֆունկցիան | 11 |
| 1.4 Նեյրոնային ցանցեր | 11 |
| 1.5 Խնդրի դրվածքը | 14 |
| Գլուխ 2. Գեներատիվ մրցակցող ցանցերի կիրառումը նկարի տեսքով թաքնագրության կրիչ ստեղծելու համար | 15 |
| 1.1 Մրցակցող ցանցեր | 15 |
| 1.1.1 Մինիմալ խաղ | 15 |
| 1.1.2 Գեներատիվ մրցակցող ցանցեր..... | 16 |
| 1.2 Խորը փաթույթային գեներատիվ մրցակցող ցանցեր | 18 |
| 1.3 Թաքնավերլուծություն մեքենայական ուսուցմամբ | 19 |

| | | |
|---------------|---|----|
| 1.4 | Թաքնագրության կրիչի գներացիա | 21 |
| 1.5 | Մոդելների մանրամասն նկարագրություն | 23 |
| 1.5.1 | Տարբերակիչ..... | 23 |
| 1.5.2 | Թաքնավերլուծիչ | 24 |
| 1.5.3 | Գեներատոր | 24 |
| 1.5.4 | Սրցակցող մոդելներ | 25 |
| 1.6 | Ուսուցման տվյալներ | 25 |
| Գլուխ 3. | Բնապահպանություն..... | 27 |
| 1.1 | Էկոլոգիական փորձաքննության նպատակները և խնդիրները..... | 27 |
| Գլուխ 4. | Կենսագործունեության անվտանգություն..... | 33 |
| 1.1 | Կլաստերներից առաջացած աղմուկի ազդեցությունը մարդու վրա..... | 33 |
| Գրականություն | | 38 |

Ներածություն

Թաքնագրությունը^[1] գաղտնի տեղեկատվությունը ոչ գաղտնի տեղեկատվության (կոնտեյներ, կամ կրիչ) մեջ թաքցման մեթոդների հավաքածու է: Իսկ թաքնավերլուծությունը^[2] (Steganalysis), մի գործընթաց է, որն ուղղված է պարզելուն, թե արդյո՞ք հաղորդագրությունը պարունակում է թաքնված ինֆորմացիա, և հնարավորության դեպքում վերականգնել այն: Թաքնված ինֆորմացիայի ներկայությունը հայտնաբերելու համար սովորաբար օգտագործվում է երկուսական դասակարգիչ (Binary classifier): Սույն ուսումնասիրության մեջ ներկայացվելու է մի մոդել, որը ստեղծում է նկար-կրիչներ, հիմնված՝ խորը փաթույթային ստեղծարար մրցակցող ցանցերի (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, կրճատ՝ DCGAN)^[3,4] վրա: Այս մոտեցումը թույլ է տալիս ստեղծել ավելի թաքնակայուն կրիչ, ներդրված հաղորդագրությամբ, օգտագործելով ստանդարտ թաքնագրային ալգորիթմներ:

Այս թեմայի շուրջ 2016թ.-ին կատարվել է հետազոտություն^[5], որի ընթացքում փորձել են գեներացնել մարդկանց դեմքեր: Մոդելը հաջողությամբ մոլորեցրել է թաքնագրային վերլուծիչին, սակայն որոշ դեպքերում մարդու աչքը գեներացված նկարները հեշտությամբ կարող էր տարբերել իրականից, քանզի մոդելին՝ ուսուցման ժամանակ, տրամադրվել էին տարբեր սեռի մարդկանց դեմքեր, սակայն չէին հաշվի առել այդ հանգամանքը:

Ուսուցմանը մասնակցելու են միանգամից 3 մոդել: Դրանք են՝

1. Գեներացնող մոդել (Գեներատոր - Generator) - G
2. Տարբերակող մոդել (Տարբերակիչ - Discriminator) - D
3. Թաքնավերլուծող մոդել (Թաքնավերլուծիչ - Steganalyser) - S

Առաջին մոդելը՝ գեներատորը, պատասխանատու է նկարներ գեներացնելու համար, այն պետք է այնպիսի նկարներ գեներացնի, որ հնարավոր չլինի տարբերել իրական նկարներից: Այս խնդրի լուծման համար օգտագործվելու է երկրորդ մոդելը՝ տարբերակիչը, որի խնդիրն է լինելու տարբերել իրական նկարը կեղծից (կեղծ են բոլոր այն նկարները որոնք ստեղծել է G գեներատորը): Այս ամենից հետո գործի է անցնում 3-րդ մոդելը՝ վերլուծիչը, որի խնդիրն է պարզել արդյո՞ք տրված նկարում առկա է թաքնագրված ինֆորմացիա, թե՞ ոչ: D վերլուծիչին ուսուցման ընթացքում տրամադրվելու են գեներատորի նկարները, որոնք արդեն պարունակում են թաքնագրված ինֆորմացիա, ինչպես նաև սովորական նկարներ, որոնք չեն պարունակում թաքնագրված ինֆորմացիա:

Այսպիսով D տարբերակիչն ու S վերլուծիչը բարելավելու են իրենց արդյունքը՝ հիմնվելով G գեներատորի տրամադրած և սովորական նկարների վրա, իսկ G-ն բարելավելու է իր արդյունքը՝ հիմնվելով D-ի և S-ի արդյունքի վրա: Հենց այստեղ էլ առաջ է գալիս մրցակցող ցանցերի գաղափարը, քանզի ստացվում է, որ ցանցերը մրցում են միմյանց հետ, թե ում արդյունքն ավելի լավը կլինի:

Վերջերս մշակված մրցակցող ցանցերը^[3] հզոր գեներացնող մոդելներ են, որոնց հիմնական գաղափարը գեներատորի և տարբերակիչի ուսուցումն է մինիմալ խաղի^[6] միջոցով: G մոդելը մոտոքին ստանում է պատահական՝ այսպես ասած անիմաստ նկար, որի հիման վրա փորձում է ստեղծել իրականին հնարավորինս մոտ պատկեր, իսկ D-ն ձգտում է տարբերակել իրական պատկերները կեղծերից:

Գոյություն ունեն նմանատիպ ցանցերի տարբեր ձևափոխություններ՝

- Խորը փաթույթային ստեղծարար մրցակցող ցանցեր^[4]
 - այս մոդելը ստեղծարար մրցակցող ցանցի (GAN) փոփոխություն է, որը մասնագիտացված է պատկերների առաջացման ուղղությամբ
- Պայմանական մրցակցող ցանցեր^[7]
 - թույլ է տալիս ստեղծել որևէ դասի օբյեկտներ
- Պատկերների առաջացում՝ հիմնված տեքստային նկարագրության վրա^[8]:

Թաքնագրվող գաղտնի ինֆորմացիան, ինչպես նաև կրիչը, կարող է ներկայացված լինել տարբեր տեսքով՝ նկարի, տեքստի, տեսահոլովակի, ձայնագրության և այլն: Այս ուսումնասիրության մեջ կատարվելու է տեքստի թաքնագրում նկարում և օգտագործվելու է DCGAN տեսակը:

Գլուխ 1. Գրականության վերլուծական ակնարկ

1.1 Մեքենայական ուսուցում

Նախքան անցնելը բուն թեմային, ծանոթանանք մեքենայական ուսուցման (Machine Learning^[9]) հետ: Արթուր Սամուելն այն նկարագրում է այսպես «մեքենայական ուսուցումը մի տեխնոլոգիա է, որը համակարգիչներին հնարավորություն է տալիս սովորելու, առանց բացահայտ ծրագրավորված լինելու»:

Մեքենայական ուսուցման խնդիրներից են.

- Վերահսկվող ուսուցում (Supervised learning)
- Չվերահսկվող ուսուցում (Unsupervised learning)
 - Մասնավոր դեպք է խորհրդատու համակարգը (Recommender system)
- Ուսուցում ամրապնդմամբ (Reinforcement learning)

Վերահսկվող ուսուցման դեպքում մեքենային տրվում է մուտքային տվյալների հավաքածու և այդ տվյալներին համապատասխան ելքային արժեքները: Այսպիսով այս ուսուցման դեպքում մեքենային հայտնի են ամեն մի մուտքային ինֆորմացիային համապատասխանող ելքային արժեքը կամ արժեքները:

1.1.1 Վերահսկվող ուսուցում

Վերահսկվող ուսուցման (Supervised Learning) խնդիրները դասակարգվում են հետևյալ 2 տիպերի՝ ռեգրեսիայի խնդիրներ (Regression problems) և դասակարգման խնդիրներ (Classification problems):

Ռեգրեսիայի խնդիրներում փորձում ենք կանխատեսել անընդհատ ֆունկցիայի արժեքներ, ինչը նշանակում է, որ մենք փորձում ենք մուտքային փոփոխականները համապատասխանեցնել ինչ-որ անընդհատ ֆունկցիայի ելքային արժեքներին: Դասակարգման հարցում մենք փոխարենը փորձում ենք կանխատեսել ընդհատ ելքային արժեքներ:

1.1.2 Չվերահսկվող ուսուցում

Չվերահսկվող ուսուցումը (Unsupervised Learning) հնարավորություն է տալիս լուծել այնպիսի խնդիրներ, որոնց ելքային արժեքների մասին կա՛մ քիչ ինֆորմացիա ունենք, կա՛մ ընդհանրապես չգիտենք, թե ինչ տեսքի պետք է լինեն: Մենք կարող ենք ստանալ մի այնպիսի ելքային տվյալի կառուցվածք, որի վրա մուտքային տվյալի ազդեցությունն անգամ չգիտենք: Այդ կառուցվածքը հնարավոր է ստանալ տվյալները համախմբելու արդյունքում՝ հիմնված մուտքային տվյալի փոփոխականների միջև կապերի վրա:

1.1.3 Որոշ նշանակումներ

Կատարենք մի քանի նշանակումներ, որոնք կօգտագործվեն հետագայում: X_1, X_2, \dots, X_n -ով կնշանակենք մուտքային պարամետրերը, Y -ով՝ ելքայինները: $Input^{(i)}_1, Input^{(i)}_2, \dots, Input^{(i)}_n$ -ը մուտքային պարամետրերի արժեքներն են (տվյալի հատկություններ), իսկ $Output^{(i)}$ -ն՝ ելքային պարամետրի արժեքն է, որտեղ՝ $i=1,2,\dots,m$: Հարմարավետության համար $Input^{(i)}_1, Input^{(i)}_2, \dots, Input^{(i)}_n$ նշանակենք $x^{(i)}$ -ով, իսկ $Output^{(i)}$ -ն՝ $y^{(i)}$ -ով, n -ը մուտքային պարամետրերի քանակն է: $(x^{(i)}, y^{(i)})$ զույգն կանվանենք ուսուցման օրինակ (training example), իսկ դրանց ցուցակը՝ ուսուցման տվյալներ (training set): Այսինքն m -ը՝ ուսուցման տվյալների քանակն է:

Կարող ենք ասել, որ «Վերահսկվող ուսուցման նպատակն է՝ տրված ուսուցման տվյալների հիման վրա ձևավորել մի այնպիսի $h : X \rightarrow Y$ հիպոթեզ ֆունկցիա, որ $h(x)$ -ի ելքային արժեքը բավարար մոտ լինի համապատասխան y -ի արժեքին»: Ինչքան $h(x)$ -ի արժեքը մոտ լինի համապատասխան y -ի արժեքին, այնքան ավելի ճիշտ արդյունքներ կտա մեր մեքենայական ուսուցման մոդելը: $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n$ -ով նշանակենք $h(x)$ -ի գործակիցները (որոշ դեպքերում $h(x)$ -ը կնշանակենք $h_{\theta}(x)$): Մեքենայական ուսուցման խնդիրը հենց այդ θ -ներին արժեքները գտնելու մեջ է կայանում, քանզի, հետագայում՝ երբ արդեն մեր մոդելը բավարար չափով ուսուցանված կլինի, նրան տրվելու են X_1, X_2, \dots, X_n արժեքները և քանզի այն ունի արդեն հաշվարկած $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n$ արժեքները, ընդամենը պետք է հաշվի $h_{\theta}(x)$ -ի արժեքը:

1.2 Ուսուցման տարրեր

1.2.1 Արժեքի ֆունկցիա

$h(x)$ -ի արժեքների ճշտությունը կարելի է գնահատել **արժեքի ֆունկցիայի (Cost Function)** միջոցով: Այն իրենից ներկայացնում է $h(x)$ -ի բոլոր ելքային արժեքների և իրական y -ները արժեքների միջինացված տարբերություն: Բանաձևը ներկայացված է ստորև.

$$J(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i)^2$$

Այս ֆունկցիան նաև կոչվում է քառակուսային սխալի ֆունկցիա (Squared error function): Քառակուսային միջինը բաժանվել է 2-ի՝ հետագա հաշվարկների հարմարավետության համար, քանի որ դրա միջոցով $(h_\theta(x_i) - y_i)^2$ -ի ածանցումից ստացված քառակուսի աստիճանը կվերանա:

Ստացվեց, որ մեր խնդիրը կայանում է $J(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n)$ - ը մինիմիզացնելու մեջ, որն ավելի ֆորմալ կարող ենք ներկայացնել հետևյալ կերպ՝

$$\underset{\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n}{\text{minimize}} J(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n)$$

1.2.2 Նվազող գրադիենտ

Այսպիսով արդեն պարզաբանվեց, թե ինչ է հիպոթեզ ֆունկցիան և թե ինչպես կարելի է չափել նրա ճշտությունը: Այժմ անհրաժեշտ է որոշել հիպոթեզի պարամետրերը:

Քանզի արժեքի ֆունկցիան հիմնականում իրենից ներկայացնում է բարդ մաթեմատիկական բանաձև, այն դժվար է գծել, կամ գտնել, թե θ -ի որ արժեքների դեպքում է այն ընդունում մինիմալ արժեք: Հենց այս խնդիրը լուծելու համար օգտագործվում է նվազող գրադիենտը (Gradient Descent):

Կամայական ֆունկցիայի ածանցյալը ցույց է տալիս տվյալ կետում շոշափողի ուղղությունը, հետևաբար ամեն քայլին շարժվելով այն ուղղությամբ, որն ամենաշատն է

նվազեցնում արժեքի ֆունկցիան ի վերջո կհասնենք որևէ մինիմում արժեքի: Յուրաքանչյուր քայլի չափը որոշվում է α պարամետրի միջոցով, որը կոչվում է ուսուցման գործակից (learning rate): Քայլի ուղղությունը, որոշվում է $J(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n)$ -ի մասնակի ածանցյալով: Կախված այն բանից, թե որտեղից ենք սկսում դիտարկել գրաֆիկը, հնարավոր է տարբեր մինիմումների հասնել:

Ընդհանուր դեպքի համար նվազող գրադիենտի ալգորիթը կլինի. կրկնել հետևյալը մինչև զուգամիտում՝ $\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{\delta}{\delta \theta_j} J(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n)$, որտեղ՝ $j = 0, 1, \dots, n$ ներկայացնում է հատկության հերթական համարը: Այն անվանում են նաև թարմացման կանոն (update rule): Յուրաքանչյուր իտերացիային պետք է միաժամանակ թարմացնել բոլոր $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n$ պարամետրերը:

Պետք է հաշվի առնել, որ կարևոր է α -ի ճիշտ ընտրությունը, քանզի դրանով է պայմանավորված ալգորիթի զուգամիտման ժամանակը: Եթե ալգորիթը չի զուգամիտում կամ շատ ժամանակ է պահանջում մինիմումին հասնելու համար ապա α քայլաչափը սխալ է ընտրված: α -ն հաստատուն պահելու դեպքում $\alpha \frac{\delta}{\delta \theta_j} J(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n)$ արտադրյալը ամեն քայլին կնվազի և հասնելով որևէ մինիմումի այն կհավասարվի 0-ի (իրականում 0-ի չի հավասարվի, այլ կմոտենա ինչ-որ շատ փոքր թվի, որը մեր խնդրի համար համարվում է բավարար) և հետագա քայլերը ոչ մի կերպով չեն ազդի θ -ների արժեքների վրա: Հեշտությամբ կարելի է համոզվել, որ, եթե մեր հիպոթեզն ունի գծային տեսք՝

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 X_1 + \theta_2 X_2 + \dots + \theta_n X_n$$

ապա թարմացման կանոնի մեջ $J(\theta)$ -ի արժեքը տեղադրելուց հետո թարմացման կանոնի տեսքը կլինի՝

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) \cdot x_j^{(i)},$$

որտեղ՝ $j=0\dots n$: Այստեղ և հետագայում կընդունենք, որ $x_0^{(i)} = 1$, բոլոր i -երի համար: Սա արվում է բանաձևերը հարմար ներկայացնելու համար:

1.2.3 Ուսուցման գործակից

Նվազող գրադիենտն իրականացնելուց հետո անհրաժեշտ է հետևել ալգորիթմի աշխատանքին (մոդելի ուսուցման պրոցեսին) և հասկանալ արդյո՞ք այն ճիշտ է աշխատում: Պատկերացում կազմելու համար, թե ինչքան լավ է սովորում մոդելը, անհրաժեշտ է գծել արժեքի ֆունկցիայի՝ $J(\theta)$ -ի, կախումը *իտերացիաների քանակից*: Եթե ամեն ինչ ճիշտ է աշխատում, ապա ամեն իտերացիայից հետո $J(\theta)$ -ի արժեքը պետք է նվազի՝ ձգտելով 0 -ի: Հետևաբար, եթե գրաֆիկը աճում է, ապա ինչ որ բան այն չէ: Հիմնականում դրա պատճառը α -ի մեծ արժեքն է լինում: Հարկ է նշել՝ ապացուցված է, որ, եթե ուսուցման գործակից (Learning Rate) α -ն բավարար չափով փոքր է ընտրված, ապա $J(\theta)$ -ն նվազում է ամեն իտերացիային: Սակայն, եթե այն շատ փոքր է ընտրված, ապա $J(\theta)$ -ն կարող է շատ դանդաղ նվազել:

Կարելի է համարել որ մոդելը բավարար չափով ուսուցանվել է միայն, երբ $J(\theta)$ -ի փոփոխությունն ինչ-որ իտերացիայից հետո փոքր է որևէ E արժեքից: E -ն կամայապես ընտրված փոքր թիվ է, օրինակ՝ 10^{-3} : Գործնականում դժվար է ընտրել E -ի օպտիմալ արժեք:

1.2.4 Մուտքային տվյալի հատկության մասշտաբավորում

Մենք կարող ենք արագացնել նվազող գրադիենտի աշխատանքը՝ բերելով բոլոր մուտքային պարամետրերը մոտավորապես նույն տիրույթի թվերի: Դա կապված է այն բանի հետ, որ որ θ -ն ավելի արագ է հասնում մինիմումին փոքր միջակայքերում և ավելի դանդաղ՝ մեծ միջակայքերում, հետևաբար այն տատանվելով է այն տատանվելով է ձգտում մինիմումին, երբ փոփոխականները շատ անհավասար են: Դա կանխելու համար կարող ենք այնպես փոփոխել հատկությունները, որ նրանք ընկնեն մոտավորապես միևնույն թվային տիրույթ: Իդեալական դեպքում՝ $-1 < x_i < 1$ կամ՝ $-0.5 < x_i < 0.5$: Եթե չկատարվի հատկությունների մասշտաբավորում, ապա որոշ դեպքերում հնարավոր է, որ ալգորիթմը երբեք չգուգամիտի:

Հատկության մասշտաբավորումն^[10] (Feature Scaling) ու միջինով նորմալացումը (Mean Normalization) այն երկու մեթոդներն են, որոնք կօգնեն լուծել այդ խնդիրը: Առաջինը

ենթադրում է մուտքային տվյալների բաժանում նրանց մեծագույն և փոքրագույն արժեքների տարբերության վրա: Միջինով նորմալացման դեպքում պետք է մուտքային փոփոխականից հանել մուտքային տվյալների միջին արժեքը, ապա նոր բաժանել մեծագույն և փոքրագույն արժեքների տարբերության վրա: Այս երկու մեթոդների իրականացման համար անհրաժեշտ է փոփոխել մուտքային պարամետրերը՝ համապատասխան ներքևի բանաձևի.

$$x_i := \frac{x_i - \mu_i}{s_i},$$

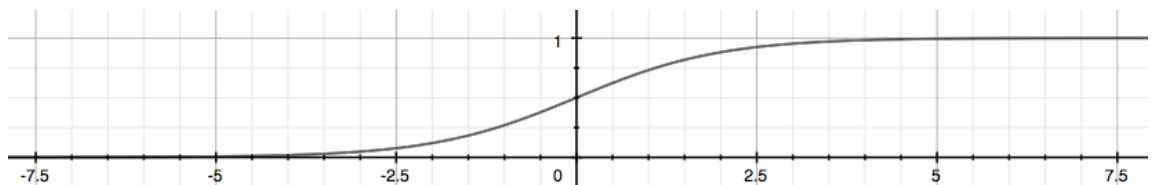
որտեղ s_i -ն i -րդ հատկության մեծագույն և փոքրագույն արժեքների տարբերությունն է, իսկ μ_i -ն՝ այդ հատկության բոլոր արժեքների միջինը:

1.3 Պասակարգում

Երկուական դասակարգման խնդիր (binary classification problem), որտեղ y -ը կարող է ընդունել միայն 2 արժեք՝ 0 և 1, լուծելու համար համար կձևափոխենք $h_\theta(x)$ -ն այնպես, որ այն բավարարի $0 \leq h_\theta(x) \leq 1$ պայմանին: Դա անելու համար կարելի է լոգիստիկ ֆունկցիային (Logistic Function) փոխանցել $\theta^T x$ -ը՝

$$h_\theta(x) = g(\theta^T x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x}}$$

Այստեղ g -ն հենց այն լոգիստիկ ֆունկցիան է, որը կամայական իրական թիվ համապատասխանեցնում է (0, 1) տիրույթի որևէ թվի, ինչը թույլ է տալիս կամայական տիրույթի ելքային արժեքներ ունեցող ֆունկցիան փոխակերպել դասակարգման խնդրին ավելի հարմար ֆունկցիայի: Լոգիստիկ ֆունկցիան նաև անվանում են Սիգմոիդ ֆունկցիա (Sigmoid Function): Նկ. 1-ում պատկերված է այդպիսի ֆունկցիայի մի օրինակ:



Նկ. 1 Սիգմոիդ ֆունկցիայի օրինակ

Այսպիսով $h_\theta(x)$ -ը ելքային արժեքի 1 լինելու հավանականությունն է:

1.3.1 Լոգիստիկ հիպոթեզի արժեքի ֆունկցիան

Ընդհանուր դեպքում արժեքի ֆունկցիան ունի հետևյալ տեսքը՝

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \text{Cost}(h_{\theta}(x_i), y_i),$$

որտեղ Cost -ը այն ֆունկցիան է, որը հաշվում է արժեքը i -րդ ուսուցման օրինակի համար: Լոգիստիկ ֆունկցիայի համար կարելի է օգտագործել հետևյալ ֆունկցիան՝

$$\begin{cases} \text{Cost}(h_{\theta}(x), y) = -\log(h_{\theta}(x)) & \text{երբ } y = 1 \\ \text{Cost}(h_{\theta}(x), y) = -\log(1 - h_{\theta}(x)) & \text{երբ } y = 0 \end{cases}$$

Այստեղից երևում է, որ, եթե արժեքի ֆունկցիան գրենք այս ձևով, ապա համոզված կարող ենք ասել, որ J -ն ունի ուռուցիկ տեսք լոգիստիկ ռեգրեսիայի համար: Ինչը շատ կարևոր է ավելի արագ ուսուցանվող և ճիշտ արդյունքներ գուշակող մոդել ստեղծելու համար: Այն կարելի է փոխարինել մեկ արտահայտությամբ հետևյալ կերպ՝

$$\text{Cost}(h_{\theta}(x), y) = -y \log(h_{\theta}(x)) - (1 - y) \log(1 - h_{\theta}(x))$$

Հետևաբար J -ն կունենա հետևյալ տեսքը՝

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[-y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) - (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)})) \right]$$

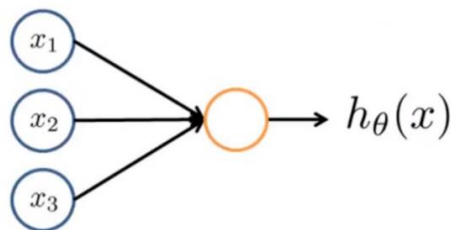
1.4 Նեյրոնային ցանցեր

Հասկանալու համար, թե ինչ անհրաժեշտություն կա ուսումնասիրել այլ ուսուցման ալգորիթմ՝ նեյրոնային ցանցեր^[11] (Neural Networks), պատկերացնենք մի դեպք, երբ դասակարգման խնդիր լուծելիս հատկությունները բավարար չեն ճշգրիտ մոդել ուսուցանելու համար, և անհրաժեշտություն է առաջացել ավելացնել նոր՝ քառակուսային, խորանարդային կամ այլ հատկություններ: Այս դեպքում եթե ավելացնենք բոլոր քառակուսային հատկությունները՝

$$\begin{array}{c}
x_1^2, x_1x_2, x_1x_3, \dots, x_1x_n \\
x_2^2, x_2x_3, \dots, x_2x_n \\
\vdots \\
x_{n-1}^2, x_{n-1}x_n \\
x_n^2
\end{array}$$

ապա կստանանք $\frac{n \cdot (n+1)}{2} + n$ քանակի հատկություն: Այսինքն ստացվում է, որ նոր հատկությունների քանակը նախկինից մոտավորապես քառակուսային ($\approx \frac{n^2}{2}$) կախում ունի: Նույն ձևով խորանարդային հատկություններ ավելացնելիս կարելի է համոզվել որ կախումը խորանարդային է: Սա կարող է բերել գերհամապատասխանեցման (overfitting) խնդրին ինչպես նաև բավականաչափ մեծ հաշվողական ռեսուրսներ կպահանջվեն նման մեծ թվով հատկությունների հետ աշխատելու համար:

Մեքենայական ուսուցման մեջ օգտագործվող նեյրոնի մոդելը հնարավորինս մոտ է արված մարդու ուղեղի նեյրոնային կառուցվածքին: Յուրաքանչյուր նեյրոն ստանում է մուտքին որևէ պարամետրեր, կատարում է որոշակի հաշվարկներ, և արդյունների հիման վրա որոշում է թե ինչ ազդանշան ուղարկի հաջորդ նեյրոնին:



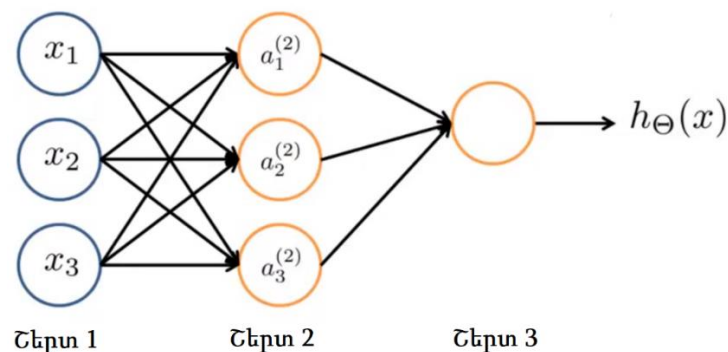
Նկ. 2 Նեյրոնի մոդելի օրինակ

Նկ. 2-ում պատկերված է նեյրոնի պարզեցված մոդելը, որն օգտագործվում է մեքենայական ուսուցման մեջ: x_1 , x_2 , x_3 -ը մուտքային պարամետրերն են, իսկ դեղինով եզրագծվածը նեյրոնի «մարմինն» է: Այստեղ նույնպես կարող ենք ավելացնել $x_0 = 1$ պարամետրը, որը կոչվում է շեղում (bias): Նեյրոնի կատարած հաշվարկների արդյունքը հիպոթեզ ֆունկցիայի արժեքն է,որի բանաձևը լոգիստիկ ռեգրեսիայի բանաձևն է: Նեյրոնի հիպոթեզի ֆունկցիան այլ կերպ անվանում են նաև սիգմոիդ ակտիվացման ֆունկցիա: Նեյրոնի ակտիվացիան դա լոկ այն արժեքն է,որը հաշվարկում է այդ նեյրոնը,այլ կերպ ասած նրա էլքում ստացված արժեքն է: Բնականաբար այդ ֆունկցիան,ինչպես և նախորդ մեր դիտարկած սիգմոիդ ֆունկցիան ունի իր

պարամետրերը՝ $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n$ (մեր օրինակի դեպքում $n = 3$), որոնց անվանում են կշիռներ (weights):

Նեյրոնային ցանցը, ինչպես բխում է անունից, բազմաթիվ նեյրոններից բաղկացած ցանց է, որոնց էլքերն ու մուտքերը կապված են միմյանց հետ: Նկ. 3-ում պատկերված է նեյրոնային ցանցի մի պարզ օրինակ:

Ցանցը բաժանվում է շերտերի (layers): Առաջին շերտը անվանում են մուտքային շերտ, քանի որ սա այն շերտն է որտեղ ցանցի մուտքին տրվում են հատկությունները: Վերջին շերտը անվանում են էլքային շերտ, այն հաշվարկում է հիպոթեզ ֆունկցիայի վերջնական արժեքը: Առաջին և վերջին շերտերի միջև ընկած բոլոր մնացած շերտերն անվանում են թաքնված շերտեր: Վերջիններս թաքնված են, քանի որ ուսուցման ընթացքում նրանց արժեքներին չենք հետևում: $a_i^{(j)}$ -ով նշանակված է j -րդ շերտի i -րդ նեյրոնի ակտիվացիան», իսկ $\theta^{(j)}$ -ով կնշանակենք կշիռների այն մատրիցը, որը պարունակում է j -ից $(j+1)$ շերտ անցնելու բոլոր ակտիվացիաների ֆունկցիաների պարամետրերը:



Նկ. 3 Նեյրոնային ցանցի պարզ օրինակ

Ընդհանուր դեպքում $(j+1)$ -րդ շերտի նեյրոնների ակտիվացման ֆունկցիաների տեսքը բերված է ստորև.

$$a_1^{(j+1)} = g(\theta_{10}^{(j)} x_0 + \theta_{11}^{(j)} x_1 + \dots + \theta_{1n}^{(j)} x_n)$$

$$\vdots$$

$$a_{s_{j+1}}^{(j+1)} = g(\theta_{s_{j+1}0}^{(j)} x_0 + \theta_{s_{j+1}1}^{(j)} x_1 + \dots + \theta_{s_{j+1}n}^{(j)} x_n)$$

որտեղ n -ը մուտքային պարամետրերի քանակն է, իսկ s_{j+1} -ը՝ $(j+1)$ -րդ շերտում նեյրոնների քանակը: g -ֆունկցիան արդեն պարզաբանվել է 1.3 բաժնում: Նշված

ֆունկցիաների օգնությամբ վերջին շերտի արժեքը հաշվելով կարող ենք ստանալ $h_\theta(x)$ -ի արժեքը:

1.5 Խնդրի դրվածքը

Ուսումնասիրելով գրականությանը կարելի է եզրահանգել, որ ավարտական աշխատանքի շրջանակներում դրվում է խնդիր՝ մշակել գեներատիվ մրցակցային ցանցերի միջոցով նկարի տեսքով թաքնագրության կրիչ (կոնտեյներ) ստեղծող համակարգ:

Այդ նպատակով անհրաժեշտ է ուսուցանել միաժամանակ 3 մոդել՝ գեներատոր, տարբերակիչ, թաքնավերլուծիչ: Այս մոդելները մրցակցելով միմյանց հետ փորձելու են լավորակել նախագծվող համակարգի արդյունքը, որից հետո համոզվելով, որ մոդելները բավարար չափով ուսուցանված են, գեներացնող մոդելը կկարողանա ստեղծել իրական մարդկանց դեմքերին մոտ այնպիսի նկար-կրիչներ, որոնք կապահովեն բարձր թաքնակայունություն:

2016 թվականին կատարված հետազոտությունները լավ արդյունքներ էին տվել, սակայն գեներացված նկարները մոտ չէին իրական նկարներին: Սույն աշխատության մեջ գեներատորին ուսուցանման ժամանակ տրվելու են ինչ-որ հատկանիշներով (սեռ, տարիք, ռասսա) նման մարդկանց նկարներ, ինչը, ենթադրվում է, որ կհանգեցնի իրականին ավելի մոտ նկարների ստեղծմանը:

Գլուխ 2. Գեներատիվ մրցակցող ցանցերի կիրառումը նկարի տեսքով թաքնագրության կրիչ ստեղծելու համար

1.1 Մրցակցող ցանցեր

1.1.1 Մինիմալ խաղ

Մինիմալ զրոյումների ընդունելու կանոն է, որն օգտագործվում է արհեստական բանականությունության, զրոյումների տեսության, խաղերի տեսության, ստատիստիկայի և փիլիսոփայության մեջ, հնարավոր կորուստը (վատագույն դեպքում՝ մաքսիմալ կորուստը) քչացնելու համար: Սկզբում կանոնները նախատեսված էին երկու խաղացողից բաղկացած զրոյական գումարով խաղի համար, որտեղ մի խաղացողի հաղթանակը բացառում է մյուսի հաղթանակը: Հետագայում այն զարգացել է և օգտագործվում է ավելի բարդ խաղերում, ինչպես նաև անոթաշրջան պայմաններում զրոյումների ընդունման մեջ:

Խաղացողի մաքսիմալ վաստակած միավորը դա այն ամենամեծ թիվն է, որը խաղացողը կարող է հավաքել, առանց իմանալու հակառակորդների քայլերը: Համապատասխանաբար այդ միավորը այն ամենափոքր թիվն է, որը հակառակորդները կարող են ստիպել խաղացողին հավաքել, երբ գիտեն նրա քայլերը: Ասվածը մաթեմատիկորեն կարող ենք ներկայացնել հետևյալ կերպ՝

$$\underline{v}_i = \max_{a_i} \min_{a_{-i}} v_i(a_i, a_{-i})$$

Որտեղ՝

- i -ն հերթական խաղացողի համարն է
- $-i$ -ն բոլոր խաղացողներն են՝ բացառությամբ i -րդի
- a_i -ն i -րդ խաղացողի քայլն է

- a_{-i} -ն բոլոր խաղացողների քայլերն են՝ բացառությամբ i -րդի
- v_i i -րդ խաղացողի միավորների հաշվման (արժեքի) ֆունկցիան է

i -րդ խաղացողի մաքսիմալ միավորի հաշվարկը կատարվում է հաշվի առնելով վատագույն տարբերակը՝ նրա ամեն մի հնարավոր քայլի համար ստուգվում է մնացած խաղացողների հնարավոր բոլոր քայլերը և գտնվում է վատագույն կոմբինացիան, որը խաղացողին կբերի ամենափոքր միավորը: Հետո պետք է հասկանալ, թե, ինչ քայլ պետք է անի i -րդ խաղացողը, որպեսզի համոզված լինի, որ այս ամենափոքր միավորը դա նրա ամենամեծ հնարավոր միավորն է: Այսինքն i -րդ խաղացողն իր հերթական քայլով մաքսիմիզացնում է իր միավորը և մինիմիզացնում է հակառակորդների ազդեցությունը իր միավորի վրա:

Այն խաղը որում հնարավոր է կիրառել վերը նշված մոտեցումը, անվանում են «Մինիմաքս խաղ»:

1.1.2 Գեներատիվ մրցակցող ցանցեր

Մրցակցող ցանցերի առաջին հայտնագործողը Գուդֆելդուն էր: Նա առաջինն էր, ով մտածեց հետևյալ հարցի շուրջ՝ «Ի՞նչ կլինի եթե երկու նեյրոնային ցանցի ստիպենք մրցակցել միմյանց դեմ կամայական տիպի տվյալներ գեներացնելու համար»: Ընդ որում մրցակցող ցանցերից առաջինը տվյալների գեներատորն է, իսկ երկրորդը՝ տարբերակիչը: Այստեղ տվյալ ասելով հասկանում ենք ամեն ինչ՝ նկար, երաժշտություն, վիդեո, տեքստ և այլն: Գեներատորը, ինչպես հետևում է իր անվանումից, տվյալներ գեներացնող մոդելն է, իսկ տարբերակիչը իրական տվյալները գեներացվածներից տարբերակող մոդելն է: Հետագա փորձերի արդյունքները բավականին լավ արդյունքներ ցույց տվեցին և այն, ինչը հայտնաբերեց Գուդֆելդուն կոչվեց «գեներատիվ մրցակցող ցանցեր» (ԳՄՑ): ԳՄՑ-ի միջոցով հնարավոր դարձավ ուսուցանել մի այնպիսի մոդել, որն ունակ է ստեղծել ուսուցման ընթացքում իրեն տրված տիպի տվյալներ: Օրինակ՝ կենդանիների կամ մեքենաների նկարներ: Վերջին տարիներին խորը ուսուցումը (Deep Learning) բավականին առաջընտաց է ապրել: Դրա միջոցով հնարավոր է ստեղծել մոդելներ, որոնք

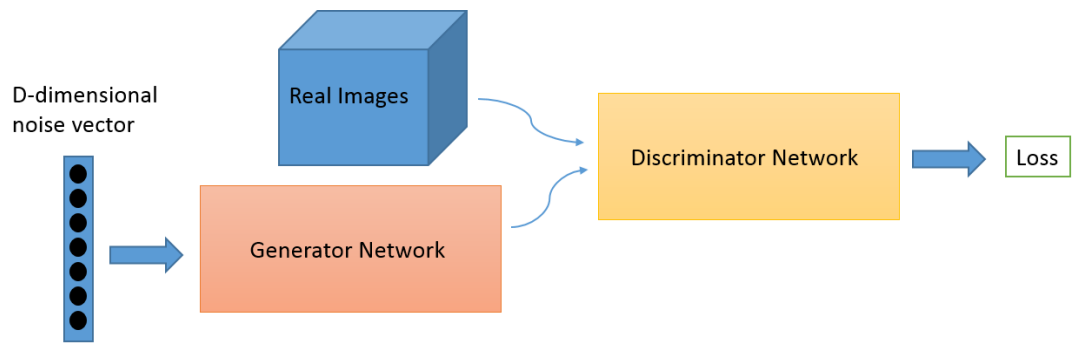
ունակ են ճանաչել տարբեր տեսակի առարկաներ նկարների մեջ, սակայն հնարավոր չէ ստեղծել մի այնպիսի մոդել որը նկարներ կգեներացնի նույնքան լավ, ինչքան ԳՄՑ-երը:

ԳՄՑ-ի միջոցով կարելի է ստանալ նկարների գեներատիվ հզոր մոդելներ, սակայն ստացված մոդելներն ունակ չեն գեներացնել կամայական տիպի տվյալներ: Այդ մոդելները գեներացնում են միայն այնպիսի տվյալներ, ինչի վրա որ կատարվել է ուսուցումը: Այսպիսով, եթե ԳՄՑ-ի ուսուցման ժամանակ տրվել են միայն շան նկարներ, ապա գեներատիվ մոդելը կսովորի գեներացնել միայն շան նկարներ, և ունակ չի լինի գեներացնել բոլորովին այլ տիպի կենդանու նկարներ: Իսկ եթե մուտքային տվյալները բավականին տարբեր բնույթի լինեն, ապա հնարավոր է որ գեներատորի ուսուցումը անհաջող լինի և այն վերջիվերջո ունակ չլինի գեներացնել որևէ իմաստ արտահայտող տվյալներ:

Սույն աշխատությունում ուսուցման ժամանակ G գեներատորի մուտքին տրվելու է որևէ z բաշխումից աղմուկ՝ $p_z(z)$, որից G -ն ստանալու է նոր նկար, այդ ֆունկցիան նշանակենք՝ $G(z; \theta_g)$: Սահմանենք ևս մեկ ֆունկցիա տարբերակիչի համար՝ $D(x; \theta_d)$, որի ելքը մի սկալյար մեծություն է, որն արտահայտում է նրա մուտքին տրված x նկարի իրական լինելու հավանականությունը: Այսինքն նրա ելքը կլինի 0, եթե մուտքին տրված նկարը գեներացված է, և 1՝ հակառակ դեպքում: Ստացվում է, որ D -ն մեզ մոտ երկուական դասակարգիչ է: Ուսուցման ընթացքում մենք փորձում ենք մեծացնել D -ի ճշտությունը, նրա մուտքին տալով իրական և գեներատորի գեներացրած նկարներ: Միևնույն ժամանակ՝ զուգահեռաբար, մենք ուսուցանում ենք G -ն ստիպելով նրան փոքրացնել D -ի ճշտությունը: Այլ կերպ ասած այս երկու մոդելները մրցակցում են միմյանց հետ և խաղում են հետևյալ մինիմաքս խաղը $V(G, D)$ արժեքի ֆունկցիայով՝

$$\min_G \max_D V(G, D) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x})] + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim p_z(\mathbf{z})} [\log(1 - D(G(\mathbf{z})))]$$

ԳՄՑ ուսուցանելիս պետք է միշտ հիշել, որ մենք ուսուցանում ենք գեներատորը և տարբերակիչը զուգահեռաբար: Այսինքն ուսուցման մեկ քայլի ընթացքում նեյրոնային ցանցի կշիռները թարմացնում է թե՛ գեներացնող և թե՛ տարբերակող մոդելը: Նկ. 4-ում պատկերված են ուսուցմանը մասնակցող նեյրոնային ցանցերը և նրանց միջև կապերն ու մուտքերը:



Նկ. 4 Գեներատիվ մրցակցող ցանցերի աշխատանքի սխեմա

1.2 Խորը փաթույթային գեներատիվ մրցակցող ցանցեր

Ներկա պահին գոյություն ունեն ԳՄՑ-երի տասնյակ տարբեր տեսակներ: Խորը փաթույթային գեներատիվ մրցակցող ցանցերը (ԽՓԳՄՑ) դրանցից մեկն է: ԽՓԳՄՑ-ն նախատեսված է նկարների գեներացիայի համար: Երկար տարիներ ուշադրության կենտրոնում են եղել վերահսկվող փաթույթային նեյրոնային ցանցերը, մինչդեռ ԽՓԳՄՑ-ն լավ օրինակ է չվերահսկվող փաթույթային նեյրոնային ցանցերի ոչ պակաս արդյունավետության: Ինչպես երևում է անվանումից, ԽՓԳՄՑ-երի հիմքում ընկած է փաթույթային ցանցերի գաղափարը, որոշակի փոփոխություններով, որոնք առաջ են քաշվել վերջերս: Դրանք են՝

1. Նեյրոնային ցանցի բոլոր ոչ-փաթույթային՝ միավորման (pooling), շերտերը փոխարինել փաթույթայինով, ինչը հնարավորություն կտա ցանցին սովորել մշակել սեփական downsampling-ը: Այս աշխատությունում այս մոտեցումը օգտագործվել է նաև գեներատորի մոդելավորման համար, ինչը թույլ է տալիս գեներատորին մշակել իր սեփական upsampling-ը:
2. Վերացնել ամբողջությամբ միացված շերտերը փաթույթային շերտերից առաջ:
3. Անհրաժեշտ է կիրառել խմբային նորմալիզացում (Batch Normalization), ինչը կկայունացնի ուսուցումը: Այն կնորմալիզացնի ամեն նեյրոնի մուտքը՝ բերելով միջին արժեքը զրոյի:
4. Տարբերակիչի բոլոր շերտերի համար օգտագործել բացվածքով ReLU (Leaky ReLU) ֆունկցիան ReLU-ի փոխարեն:

1.3 Թաքնավերլուծություն մեքենայական ուսուցմամբ

Թաքնագրության ժամանակ կոնտեյներում թաքցվում է գաղտնի տվյալը: Կոնտեյներների դասին են պատկանում նաև նկարները: Նկարներում՝ նրա պիկսելային ներկայացման մեջ ինֆորմացիայի թաքնագրման ժամանակ կատարվում է փոփոխություն նկարի տենզորի (Tensor) մեջ, որն ունի $N \times M \times C$ չափողականություն, որտեղ՝

1. N -ը տողերի քանակն է
2. M -ը սյուների քանակն է
3. C -ը գույների խորությունն է կամ նկարի հոսքերի թիվը

Հաշվի առնելով այն, որ նկարներում հիմնականում օգտագործվում է 8 բիթ կողավորում, կարելի է հաշվարկել նկարի տենզորի չափը բիթերով՝

$$S = N * M * C * 8$$

Նկարի տենզորի մեջ թաքցվող ինֆորմացիայի քանակը համեմատական է նրա չափին՝

$$T = K_{\text{տորմ}} * S$$

$K_{\text{տորմ}}$ գործակիցը բնութագրում է նկարի կոնտեքստից, որն իր հերթին իրենից ներկայացնում է տենզորում պիկսելների բաշխման ֆունկցիա: $K_{\text{տորմ}}$ -ը խիստ կախվածություն ունի պիկսելների բաշխումից և որպես հետևյալնք երկու նույն չափի նկարների թաքնագրման տարողունակությունը կարող է խիստ տարբերվել: $K_{\text{տորմ}}$ -ն իրենից կրում է զուտ բնութագրական բնույթ և իհարկե հնարավոր է գերազանցել թույլատրելի նորման, սակայն նմանատիպ մոտեցումը կբերի թաքնագրային համակարգի վատթարացմանը և հետագա անվտանգության նվազեցմանը:

Ինչպես արդեն նշվեց $K_{\text{տորմ}}$ -ը հանդիսանում է ֆունկցիա պիկսելների բաշխումից՝

$$K_{\text{տորմ}} = K(p)$$

Այստեղ p -ն հանդիսանում է պիկսելների բաշխման ֆունկցիան: K -ն բավականին դժվար է գնահատել և դժվար է այն ներկայացնել անալիտիկ տեսքով, հաշվի առնելով գոյություն ունեցող նկարների տարատեսակը:

Մեքենայական ուսուցման հիմնախնդիրներից է մոտարկել ֆունկցիան, ըստ մոտեքային տվյալների: Այս մոտեցումը խոստումնալից է K -ի տեսքի որոնման հարցում, քանի որ կարելի է բավականին ճշգրիտ մոտարկել K ֆունկցիան: Առաջարկվող համակարգում K ֆունկցիայի մոտարկումը պարամետրիզացվում է նեյրոնային ցանցով:

$$K_{\text{նորմ, մոտ}} = K_w(p_{\text{տվյալ}})$$

Քանզի խնդիրը կայանում է գեներացնել նկարներ մաքսիմալ $K_{\text{նորմ}}$ -ով, այս աշխատությունում ներկայացվող համակարգում ներդրվում է դասակարգիչ, որի հիմնական նպատակն է հասկանալ արդյոք առկա է նկարում թաքնագրված տվյալ, նույնն է թե արդյոք գերազանցվել է $K_{\text{նորմ}}$ -ը տվյալ կոնտեյնների համար: Քանի որ առաջարկվող մոտեցման մեջ խնդիրը մեծ $K_{\text{նորմ}}$ -ով կոնտեյնների գեներացումն է, ուսուցման ժամանակ եթե դասակարգիչը հայտանբերում է թաքնագրված տեքստ ապա $K_{\text{նորմ}}$ մոտարկող նեյրոնային ցանցը, որը մոտարկումը կատարում է համապատասխան $K_{\text{նորմ}}$ -ի համար նկարի գեներացմամբ ենթարկվում է պարամետրերի թարմացման ըստ գրադիենտային անկման: Այսպիսի մոտեցումը թույլ է տալիս մաքսիմալացնել գեներացվող կոնտեյններների $K_{\text{նորմ}}$ -ը և որպես հետևանք արդյունքում ստանալ մեծ տարողունակությամբ կոնտեյներ նկարներ:

Թաքնագրված տվյալների դասակարգիչը ուսուցանվում է գեներատորի հետ միասին և ենթարկվում է թարմացման՝ սխալ դասակարգման ժամանակ: Այս մոտեցումը թույլ է տալիս ստանալ տվյալ կոտեքստով նկարների համար բարձր ճշգրտության դասակարգիչ: Այդ դասակարգիչը չի հանդիսանում համապիտանի քանի որ նա կարող է գնահատել միայն ցածր պարամետրիզացիա ունեցող տվյալների բաշխման $K_{\text{նորմ}}$: Առաջարկվող մոտեցումը սահմանապակում է տվյալների բաշխումը, օգտագործելով միայն մարդկանց դեմքերի սահմանափակ խումբ:

1.4 Թաքնագրության կրիչի գներացիա

Սույն աշխատությունում ներկայացված համակարգում իրար են միացված 3 մոդել՝

- G գեներատորի ցանցը, որը գեներացնում է իրականին մոտ նկարներ
- D տարբերակիչը, որը որոշում է արդյո՞ք նկարը իրական է թե գեներացված
- S թաքնավերլուծիչը, որը որոշում է արդյո՞ք նկարը պարունակում է թաքնագրված ինֆորմացիա, թե ոչ

Ընդ որում գեներատորն ու տարբերակիչը իրենցից ներկայացնում են ԽՓԳՄՑ: Այս համակարգի հիմնական տարբերությունը սովորական ԳՄՑ-ներից այն է, որ ուսուցման ընթացքում գեներատորն իր կշիռները թարմացնում է միաժամանակ հիմնվելով երկու մոդելների՝ տարբերակիչի և թաքնավերլուծիչի, արդյունքների վրա: Գեներատորը փորձում է մեծացնել D -ի և S -ի սխալանքը, մինչդեռ ժամանակ վերջիններս փորձում են քչացնել այն:

Ներքևի հավասարումը վերը նշված օպտիմիզացիայի խնդրի մաթեմատիկական ներկայացումն է, որտեղից երևում է, որ գեներատորը խաղում է մինիմաքս խաղը միաժամանակ D -ի և S -ի հետ՝

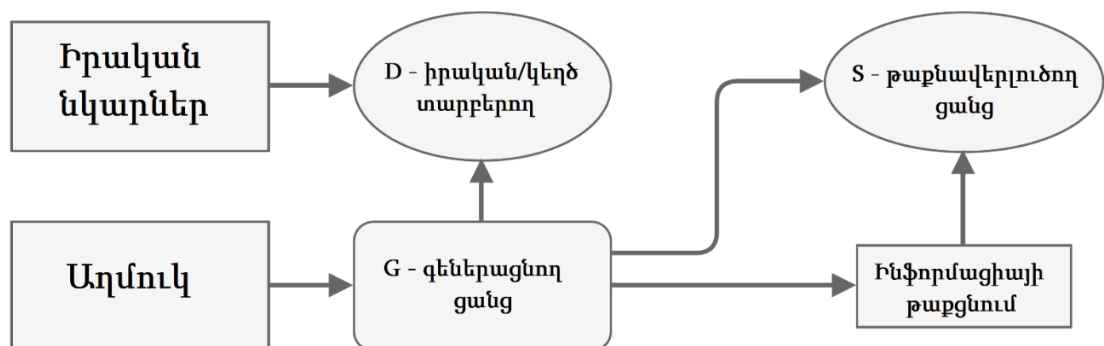
$$\alpha \left(\mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_{noise}(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \right) + \\ + (1 - \alpha) \mathbb{E}_{z \sim p_{noise}(z)} [\log S(\text{Stego}(G(z))) + \log(1 - S(G(z)))] \rightarrow \min_G \max_D \max_S$$

Որտեղ՝

- $p_{data}(x)$ -ը x բաշխումից ստացված իրական նկարներն են, որի հիման վրա պետք է D -ն սովորի տարբերակել իրական նկարները գեներացված
- $p_{noise}(z)$ -ը z բաշխումից ստացված աղմուկն է, որի հիման վրա G -ն պետք է գեներացնի նոր նկարներ
- $\text{Stego}(x)$ -ը մի ֆունկցիա է, որը x նկարի մեջ կատարում է թաքնագրում և վերադարձնում է արդեն թաքնագրված ինֆորմացիայով նկարը
- $S(x)$ -ը մուտքին տրված x նկարի թաքնագրված ինֆորմացիա պարունակելու հավանականությունն է

Այս հավասարման մեջ օգտագործվել է D-ի և S-ի սխալանքների գծային գումարը α պարամետրով, որը որոշում է, թե ինչքանով է կարևոր G-ի գեներացրած նկարի ռեալիզմը թաքնակայուն կրիչ լինելու համեմատ: Այսինքն, եթե α -ն 1 է ապա մեծ հավանականությամբ գեներացված նկարները կլինեն ռեալիստիկ սակայն չեն լինի թաքնակայուն:

Այսինքն ստացվեց, որ ուսուցման ընթացքում գեներատորի մուտքին տրվելու է կամայական աղմուկ, որից այն գեներացնելու է նկար: Հետո այդ գեներացված նկարը տրվելու է տարբերակիչի մուտքին, որն իր հերթին որոշելու է արդյոք գեներացված նկարն իրական է, թե ոչ: Վերջինիս ուսուցումը վերահսկվող է, քանի որ հայտնի է, որ նկարը գեներացված է: Կախված տարբերակիչի տված արդյունքից իրենց կշիռները թարմացնելու են թե՛ գեներատորը և թե՛ տարբերակիչը: Հետո այդ նույն գեներացված նկարը տրվելու է թաքնավերլուծիչի մուտքին, որն էլ իր հերթին որոշելու է արդյոք կա թաքնագրված ինֆորմացիա թե ոչ: Թաքնավերլուծիչի ուսուցումը նույնպես վերահսկվող է, քանի որ այս փուլում մենք գիտենք, որ գեներատորի գեներացված նկարում ոչ մի թաքնագրված ինֆորմացիա չկա: Կախված թաքնավերլուծիչի տված արդյունքից վերջինս թարմացնելու է իր ցանցի կշիռները: Այս ամենից հետո նույն նկարի մեջ կատարվելու է թաքնագրում և այն նորից փոխանցվելու է թաքնավերլուծիչին: Այս դեպքում կախված թաքնավերլուծիչի արդյունքից իրենց ցանցի կշիռներն են թարմացնելու թե՛ գեներատորը և թե՛ թաքնավերլուծիչը: Այս ամենից հետո չպետք է մոռանալ, որ տարբերակիչի մուտքին անհրաժեշտ է փոխանցել իրական նկար և համապատասխանաբար թարմացնել նրա կշիռները: Մոդելները և նրանց միջև վերը նշված կապերը ներկայացված են Նկ. 5-ում



Նկ. 5 Գեներատիվ մրցակցող ցանցի մոդելներն ու նրանց կապերը

2017 թվականին կատարված հետազոտության ժամանակ օգտագործվել է տարբեր տարիքի, սեռի, մաշկի գույնի և այլ տարբեր հատկանիշներ ունեցող, հայտնի մարդկանց նկարներ: Դրա հետևանքով, $\alpha \leq 0.7$ -ի դեպքում գեներատորի գեներացված նկարները այնքան ոչ-ռեալիստիկ էին ստացվել, որ ընդհանրապես պիտանի չէին: Հետևաբար աշխատության հեղինակները վերցրել էին $\alpha > 0.7$, ինչի արդյունքում բնականաբար գեներացված նկարներն ունեցել են ցածր թաքնակայունություն: Սույն աշխատությունում նախքան ուսուցումը, մարդկանց նկարները ֆիլտրվելու են, թողնելով միայն սպիտակամորթ տղամարդու նկարներ: Ինչն էլ իր հերթին կրարձրացնի G-ի գեներացված նկարների որակը: Միևնույն ժամանակ հնարավոր կլինի α -ին տալ այնպիսի արժեք՝ $\alpha = 0.5$, որը զգալիորեն կրարձրացնի նկարների թաքնակայունությունը:

1.5 Մոդելների մանրամասն նկարագրություն

1.5.1 Տարբերակիչ

Տարբերակիչ մոդելն իրենից ներկայացնում է երկուական դասակարգիչ: Նրա մուտքին տրվում է 128×128 չափի նկար, այսինքն ցանցի առաջին շերտը բաղկացած է 16384 նեյրոնից: Ելքը բաղկացած է 1 նեյրոնից, որի արժեքը ցույց է տալիս, թե որքան է հավանականությունն այն բանի, որ մուտքին տրված նկարն իրական է: Տարբերակիչի ցանցը բաղկացած է հետևյալ շերտերից.

1. Փաթույթային՝ 64 խորության, LeakyReLU ակտիվացիայով
2. Dropout՝ 40%
3. MaxPooling
4. Dropout՝ 40%
5. Փաթույթային՝ 256 խորության, LeakyReLU ակտիվացիայով
6. Dropout՝ 40%
7. MaxPooling
8. Dropout՝ 40%, ելքը՝ 8192 նեյրոն
9. Սովորական շերտ՝ 4096 նեյրոն, ելքի սիգմոիդ ակտիվացիայով
10. Սովորական շերտ՝ 1 նեյրոն, ելքի սիգմոիդ ակտիվացիայով

1.5.2 Թաքնավերլուծիչ

Տարբերակիչ մոդելը նույնպես երկուական դասակարգիչ է: Նրա մուտքին տրվում է 128×128 չափի նկար իսկ ելքը բաղկացած է 1 նեյրոնից, որի արժեքը ցույց է տալիս, թե որքան է հավանականությունն այն բանի, որ մուտքին տրված նկարում որևէ թաքնագրված ինֆորմացիա կա: Տարբերակիչի ցանցը բաղկացած է նույն շերտերից ինչ տարբերակիչը:

1.5.3 Գեներատոր

Գեներատորը մուտքին ստանում է 100 երկարության աղմուկ, իսկ ելքում տալիս է 128×128 չափի մի նկար: Այդ նկարը հանդիսանում է թաքնագրության կոնտեյներ: Գեներատորի մոդելը բաղկացած է հետևյալ շարտերից.

1. 100 նեյրոն
2. 12544 նեյրոն
3. BatchNormalization՝ տանգենցյալ ակտիվացիայով
4. Reshape($7 \times 7 \times 256$)
5. Dropout՝ 40%
6. UpSampling
7. DeConvolution
8. BatchNormalization՝ ReLU ակտիվացիայով
9. UpSampling
10. DeConvolution
11. BatchNormalization՝ ReLU ակտիվացիայով
12. DeConvolution
13. BatchNormalization՝ ReLU ակտիվացիայով
14. DeConvolution

1.5.4 Մրցակցող մոդելներ

2 մրցակցող մոդելների գույգերն են՝ գեներատոր-տարբերակիչ և գեներատոր-թաքնավերլուծիչ այս 2 մոդելների ուսուցման ժամանակ մենք չենք թարմացնում տարբերակիչի և թաքնավերլուծիչի կշիռները, քանի որ այս դեպքում մեր խնդիրը գեներատորի որակը լավացնելն է: Տարբերակիչն ու թաքնավերլուծիչը թարմացնում են իրենց կշիռները ուսուցման այլ քայլերի ընթացքում:

Ուսուցումը բաղկացած է հետևյալ քայլերից՝

1. Դիսկրիմինատորի ուսուցում
2. Թաքնավերլուծիչի ուսուցում
3. Գեներատոր-Դիսկրիմինատոր մրցակցող մոդելների ուսուցում
4. Գեներատոր-Թաքնավերլուծիչ մրցակցող մոդելների ուսուցում

Ընդ որում առաջին երկու քայլերի ընթացքում թարմացվում են դիսկրիմինատորի և թաքնավերլուծիչի կշիռները, իսկ վերջի երկու ուսուցումներն ուղղված են գեներատորի որակի լավացմանը, այսինքն միայն գեներատորի կշիռներն են թարմացվում:

Առաջին քայլի ընթացքում տարբերակիչի մուտքին տրվում են ինչպես գեներատորի գեներացրած նկարները, այնպես էլ իրական նկարներ: Երկրորդ քայլի ընթացքում թաքնավերլուծիչին տրվում են գեներատորի գեներացված նկարները՝ որպես առանց ինֆորմացիայի թաքնագրման և թաքնագրումով: Ընդ որում թաքնագրման համար օգտագործվում է պարզագույն «LSB-թաքնագրում» ալգորիթմը:

1.6 Ուսուցման տվյալներ

Ուսուցման ընթացքում օգտագործվում է հայտնի աստղերի նկարներ: Նկարները վերցված են հանրահայտ «[Kaggle](#)»^[12] կայքից: Կայքում տրամադրված նկարների քանակը գերազանցում է 2 միլիոնը: Ընդ որում բոլոր նկարներն ունեն մոտ 40 հատկություններ որոնք հեշտացնում են նկարների ֆիլտրացիան: Ինչպես կամայական մոդելի ուսուցման դեպքում մեր դեպքում նույնպես շատ կարևոր է մուտքային տվյալների ֆիլտրացիան: Հենց այդ պատճառով էլ մոդելների ուսուցմանն անցնելուց առաջ նախ կատարվում է

նկարների ֆիլտրացիա: Հիմնվելով նկարների հատկությունների վրա ընտրվում են միայն այն նկարները, որոնք՝

- վնասված չեն
- պատկերված է տղամարդ
- չունեն բեղ
- չեն կրում վզնոց

Այս կրիտերիաները թույլ են տալիս ավելի ռեալիստիկ նկարների գեներատոր ուսուցանել:

Գլուխ 3. Բնապահպանություն

1.1 Էկոլոգիական փորձաքննության նպատակները և խնդիրները

Բնապահպանական կազմակերպությունների, կոմիտեների և հասարակական կազմակերպությունների գործունեության հիմնական ուղղություններից մեկը Էկոլոգիական փորձաքննությունն է:

Համաձայն Հայաստանի Հանրապետության «Մթնոլորտային օդի պահպանության մասին» «Շրջակա միջավայրի վրա ազդեցության փորձաքննության մասին» օրենքների՝ շրջակա միջավայրի վրա ազդեցության (Էկոլոգիական) փորձաքննությունը պետության կողմից անցկացվող պարտադիր գործունեություն է, որի հիմնական նպատակն է կանխորոշել, կանխարգելել կամ նվազագույնի հասցնել հայեցակարգի ն. նախատեսվող գործունեության վնասակար ազդեցությունը մարդու առողջության, շրջակա միջավայրի, տնտեսական և սոցիալական բնական զարգացման վրա:

Շրջակա միջավայրի վրա ազդեցության փորձաքննությունը էլնում է՝

- մարդու առողջության, բնականոն ապրելու և ստեղծագործելու համար բարենպաստ շրջակա միջավայր ունենալու իրավունքից,
- բնական պաշարների արդյունավետ, համալիր և բանական օգտագործման պահանջներից,
- Էկոլոգիական համակարգերի հավասարակշռության և բնության մեջ գոյություն ունեցող բույսերի և կենդանիների բոլոր տեսակների պահպանման անհրաժեշտությունից՝ նկատի ունենալով ներկա և ապագա սերունդների շահերը:
- Էկոլոգիական փորձաքննությունը հատուկ ստեղծված մարմինների, խմբերի առանձին փորձագետների փորձաքննական գործունեության տեսակ է՝ հիմնված փորձաքննման օբյեկտի միջառարկայական՝ Էկոլոգա-տնտեսական-սոցիալական հետազոտման, ստուգման և գնահատման վրա, նպատակ ունենալով դրա իրականացման մասին որոշման կայացումը այն անձի կողմից,

ով իրավասու է կայացնելու այդպիսի որոշում: Պետք է նկատի ունենալ, որ Հայաստանի Հանրապետությունում իրականացվում է ինչպես պետական, այնպես էլ հասարակական էկոլոգիական փորձաքննություն:

Պետական էկոլոգիական փորձաքննությունը կանխարգելող հսկողության կազմակերպչական իրավական ձև է: Միաժամանակ, այն դուրս է գալիս «հսկողություն» հասկացության սահմաններից՝ հանդիսանալով կառավարչական գործունեության ինքնուրույն տեսակ: Պետական էկոլոգիական փորձաքննությունը պետական մարմինների և փորձաքննության հանձնախմբի հատուկ համալիր գործունեություն է: Պետական էկոլոգիական փորձաքննության նպատակը շրջակա բնական միջավայրի պաշտպանության և էկոլոգիական անվտանգության պահանջներին փորձաքննության օբյեկտների համապատասխանությունը ստուգելը և գնահատելն է:

Պետական էկոլոգիական փորձաքննության սկզբունքներն ամրագրված են օրենսդրորեն և նախատեսում են առաջին հերթին՝ փորձաքննության պարտադիր անցկացումը: Պետական էկոլոգիական փորձաքննությունը պետք է նախորդի տնտեսական որոշման կայացմանը՝ նպատակ ունենալով կանխարգելելու շրջակա միջավայրի վրա հնարավոր վնասակար ազդեցությունը: Էկոլոգիական փորձաքննության անցկացումը պարտադիր է բոլոր նախագծերի և ծրագրերի համար: Որպես պարտադիր պետական էկոլոգիական փորձաքննության երաշխավոր նախատեսվում է այն հանգամանքը, որ նախագծերի և ծրագրերի աշխատանքների ֆինանսավորումը հնարավոր է միայն փորձաքննության դրական եզրակացության առկայության դեպքում: Էկոլոգիական փորձաքննությունը հանդես է գալիս որպես շրջակա բնական միջավայրի պահպանության մեխանիզմի գործելու երաշխավոր:

Պետական էկոլոգիական փորձաքննության եզրակացությունների գիտական հիմնավորվածության և օրինականության սկզբունքն արտացոլում է դրա երկու ուղղությունները - գիտական և վարչաիրավական:

Փորձաքննությունը գիտահետազոտական գործընթաց է, հետնաբար, այն պետք է իրականացվի ժամանակակից գիտա-տեխնիկական մակարդակով, գիտական հետազոտությունների նոր ձևերի և մեթոդների օգտագործմամբ, որակյալ գիտնական-փորձագետների ընդգրկմամբ: Աշխատանքի արդյունքը պետք է լինի ոչ միայն թույլ

տրված էկոլոգիական նորմատիվների խախտումների արձանագրումը, այլ նաև դրանց հետևանքների գիտականորեն հիմնավորված գնահատումը թերությունների ուղղման և վերացման համար, որոշում կայացնող մարմիններին երաշխավորությունների տրամադրումը՝ ինչպես նաև փորձաքննվող նախագծերի և օբյեկտների ամենաարդյունավետ ձևով իրականացման պայմանների կանխատեսումը:

Պետական էկոլոգիական փորձաքննության անկախության, արտագերատեսչականության սկզբունքը նշանակում է, որ դրա արդյունավետության պարտադիր պայմանը փորձաքննություն կազմակերպող և իրականացնող մարմինների ֆինանսական անկախությունն է, փորձագետների արտահաստիքային կարգավիճակը:

Կազմակերպորեն պետական էկոլոգիական փորձաքննությունը այնպիսի համակարգ է, որի կառուցվածքն ուղղված է պետական էկոլոգիական փորձաքննության արտագերատեսչականության ապահովմանը: Փորձաքննության հանձնախմբերի, խմբերի ղեկավարությունը, ինչպես նաև փորձաքննության անցկացումը իրականացվում են հիմնականում արտահաստիքային փորձագետների կողմից:

Փորձաքննության ֆինանսական անկախությունն ապահովվում է նրանով, որ այն ֆինանսավորվում է Հայաստանի Հանրապետության բյուջեից և այն միջոցների հաշվին, որոնք ստացվում են պատվիրատուներից փորձաքննության անցկացման, այդ թվում՝ փորձաքննության կրկնակի անցկացման համար: Պատվիրատուների թվարկած ֆինանսական միջոցները ծախսվում են բացառապես պետական էկոլոգիական փորձաքննության վրա՝ դրա անցկացման համար կազմված նախահաշվին լիովին համապատասխան: Էկոլոգիական փորձաքննության ոլորտում հատուկ լիազորված պետական մարմինը պատասխանատվություն է կրում այդ միջոցների նպատակային օգտագործման համար:

Օբյեկտի փորձաքննության իրականացման դեպքում դրա անցկացման ընթացքի, ընդունված որոշումների և կառավարման մարմինների կողմից դրանք հաշվի առնելու վերաբերյալ տեղեկատվությունը պետք է հասանելի լինի բնակչության լայն զանգվածների համար: Կազմակերպորեն փորձաքննության վերաբերյալ աշխատանքը պետք է կառուցված լինի այնպես, որ հասարակական կազմակերպությունները և

քաղաքացիները տեղեկություն ստանան և կարողանան որոշում կայացնող մարմիններին ի գիտություն հասցնել իրենց դիրքորոշումը:

Պետական էկոլոգիական փորձաքննության առարկա են հանդիսանում օբյեկտների և միջոցառումների բերաբերյալ բոլոր նյութերը, որոնք նախատեսվում է իրականացնել Հայաստանի Հանրապետության տարածքում: Տարբերակում են պլանային աշխատանքները և նախապլանային փաստաթղթերը: Առաջինին են վերաբրում տնտեսության ճյուղերի զարգացման, շրջակա բնական միջավայրի վիճակի վերաբերյալ և այլ կանխատեսումները, երկրորդին՝ տեղաբաշխման սխեմաները, շրջանների հատակագծման և քաղաքների կառուցապատման սխեմաները և նախագծերը, առանձին բնական ռեսուրսների օգտագործման համալիր փոքր գետերի պահպանության սխեմաները այլն: Փորձաքննության օբյեկտների թվին են դասվում նաև բոլոր մինչնախագծային նյութերը՝ ըստ օբյեկտների և միջոցառումների, որոնք նախատեսվում է իրականացնել Հայաստանի Հանրապետությունում: Մինչնախագծային նյութերը տեխնիկա-տնտեսական հիմնավորումներն (SSՀ) են, շինարարական նախագծման հիմնական դրույթները, շինարարական նախագծման հատուկ պայմանները, նախագծման առաջադրանքները, հարթակի (ուղեգծի) ընտրման նյութերը և այլն: «Նախագծային նյութեր» տերմինը վերաբերում է նաև օրենսդրական և այլ նորմատիվ իրավական ակտերի նախագծերին, որոնց ամրագրումը կարող է հանգեցնել բնական շրջակա միջավայրի վրա վնասակար ազդեցության:

Թվարկած օբյեկտները ենթակա են պետական էկոլոգիական փորձաքննության՝ անկախ դրանց նախահաշվային արժեքից և պատկանելությունից: Այս ճանապարհով վերացվում են գերատեսչական խոչընդոտները, այսինքն՝ պետական փորձաքննության ենթակա են ինչպես քաղաքացիական, այնպես էլ ռազմական պաշտպանական օբյեկտները:

Էկոլոգիական փորձաքննության օբյեկտներին են վերաբերում բնօգտագործման համար տրված լիցենզիաների էկոլոգիական, ինչպես նաև սերտիֆիկատների էկոլոգիական հիմնավորումները:

Պետական էկոլոգիական փորձաքննության եզրակացությունը փորձաքննող հանձնաժողովի կողմից պատրաստված փաստաթուղթ է, որը բովանդակում է

փորձաքննված գործունեության թույլատրելիության և պետական էկոլոգիական փորձաքննության օբյեկտի հնարավոր իրականացման վերաբերյալ հիմնավորված եզրակացություններ: Այդ փաստաթուղթը պետք է հավանության արժանանա փորձաքննական հանձնաժողովի ցուցակային կազմի որակյալ մեծամասնության կողմից:

Պատրաստված փաստաթուղթը պետական էկոլոգիական փորձաքննության եզրակացության կարգավիճակ ձեռք է բերում էկոլոգիական փորձաքննության ոլորտում հատուկ երաշխավորված պետական մարմնի կողմից հաստատ հետո: Պետական էկոլոգիական փորձաքննության դրական եզրակացությունը իրավաբանական ուժ ունի այն ժամանակահատվածում, որ որոշել է էկոլոգիական փորձաքննության ոլորտում պետական հատուկ երաշխավորված մարմինը, ը պետական էկոլոգիական փորձաքննության օբյեկտի ֆինանսավորման իրականացման պարտադիր պայմաններից մեկն է:

Պետական էկոլոգիական փորձաքննության բացասական եզրակացության իրավական հետևանքը պետական էկոլոգիական փորձաքննության օբյեկտի իրականացման արգելումն է: Բացասական եզրակացության դեպքում պատվիրատուին իրավունք է տրվում կրկին անգամ ներկայացնելու նյութերը պետական էկոլոգիական փորձաքննության: Այս դեպքում պարտադիր պայման է բացասական եզրակացությունում նշված դիտողությունների վերացումը: Բացի դրանից, պատվիրատուն իրավունք ունի եզրակացությունը վիճարկելու դատական կարգով:

Հասարակական էկոլոգիական փորձաքննությունը կազմակերպվում և անց է կացվում քաղաքացիների, հասարակական կազմակերպությունների (միավորումների), ինչպես նաև տեղական ինքնակառավարման մարմինների նախաձեռնությամբ: Այդպիսի փորձաքննություն անցկացնում են գիտական կոլեկտիվները, հասարակական միավորումները: Գործնականում խոսքը առավելապես ժամանակավոր կոլեկտիվների, հանձնախմբերի և խմբերի մասին է: Հասարակական միավորումներ ասելով պետք է հասկանալ քաղաքացիների կամավոր միավորումները:

Հասարակական կազմակերպություններն իրավունք ունեն.

- պատվիրատուից ստանալու էկոլոգիական փորձաքննության ենթակա փաստաթղթերը,
- ծանոթանալու նորմատիվ տեխնիկական փաստաթղթերին, որոնցով սահմանվում են պետական էկոլոգիական փորձաքննության անցկացման պահանջները,
- իրենց ներկայացուցիչների միջոցով, որպես դիտորդ, մասնակցելու պետական էկոլոգիական փորձաքննության փորձաքննական հանձնաժողովի նիստերին և դրանցում հասարակական էկոլոգիական փորձաքննության եզրակացության քննարկմանը:

Հասարակական էկոլոգիական փորձաքննություն կազմակերպող հասարակական կազմակերպությունները պարտավոր են տեղեկացնել բնակչությանը դրա սկզբի և արդյունքների վերաբերյալ:

Հասարակական էկոլոգիական փորձաքննության եզրակացությունը կրում է երաշխավորական, տեղեկատվական բնույթ: Սակայն այն դառնում է իրավաբանորեն պարտադիր դրա արդյունքների պետական էկոլոգիական փորձաքննության համապատասխան մարմինների կողմից հաստատվելուց հետո:

Հասարակական փորձաքննական կոլեկտիվների անդամները իրենց փորձաքննական գնահատականների ճշտության, հիմնավորվածության համար պատասխանատվություն են կրում՝ համաձայն Հայաստանի Հանրապետության օրենսդրության:

Չնայած հասարակական և պետական էկոլոգիական փորձաքննության նպատակները համընկնում են, սակայն դրանց խնդիրները տարբեր են: Որպես կանոն, հասարակական փորձաքննությունը անմիջական փորձաքննության խնդիրների հետ միասին նպատակ ունի պետական մարմինների ուշադրությունը սնեռելու կոնկրետ օբյեկտին, էկոլոգիական վտանգավորության վերաբերյալ գիտականորեն հիմնավորված տեղեկատվությունը հասու դարձնելու լայն հասարակայնությանը:

Գլուխ 4. Կենսագործունեության անվտանգություն

1.1 Կլաստերներից առաջացած աղմուկի ազդեցությունը մարդու վրա

Մեքենայական ուսուցման տարբեր տեսակի խնդրիներ լուծելիս առավել լավ արդյունքների հասնելու համար, միշտ էլ կարիք է լինում օգտագործել հզոր հաշվողական տեխնիկա: Քանի որ, ինչքան հզոր լինի հաշվողական տեխնիկան այնքան մոդելների ուսուցումն ավելի արագ կկատարվի, և հնարավոր կլինի ժամանակի անհամեմատ ավելի փոքր ինտերվալում ստանալ շատ ավելի մեծ ճշտություն ունեցող մոդելներ: Պահանջվող հաշվողական հզորությունը կարելի է ապահովել օգտագործելով մեծ կլաստերներ: Վերջիններս, ինչքան էլ որ նպատակահարմար լինեն տվյալ խնդրի լուծման համար, ունեն իրենց բացասական կողմերը, որոնցից ամենաազդեցիկը աղմուկն է: Անկախ այն բանից, թե ի՞նչ բարձրության է ձայնը, եթե այն չի դադարում կամ պարբերաբար կրկնվում է ժամանակի ընթացքում, ապա կարող է ազդել մարդու հոգևոր և ֆիզիկական վիճակի վրա: Իսկ կլաստերները երբեք չեն դադարում աշխատել, հետևաբար նրանց արձակած ձայնն անընդհատ է:

Ձայն հասկացությունը, որպես կանոն, ասոցացվում է մարդու լսողական զգացողությունների հետ, ով նորմալ լսողություն ունի: Լսողական զգացողությունները առաջ են գալիս առաձգական միջավայրի տատանումներից, որոնք իրենցից ներկայացնում են գազ, հեղուկ կամ պինդ միջավայրում տարածվող և մարդու լսողական ապարատի վրա ազդող մեխանիկական տատանումներ: Ընդ որում, միջավայրի այդ տատանումները որպես ձայն ընկալվում են միայն հաճախականությունների որոշակի միջակայքում:

Մարդն ընդունակ է որպես ձայն ընկալելու օդի 16-20000 Հց հաճախականությամբ տատանումները: 16 Հց-ից փոքր հաճախականությամբ տատանումները անվանում են ինֆրաձայն և ընկալվում են միայն որպես թրթռոցներ, իսկ 20000 Հց-ից բարձր հաճախականությամբ տատանումները անվանում են ուլտրաձայն և մարդու կողմից լսողությամբ չեն ընկալվում :

Լսելիության միջակայքից ցածր և բարձր տատանման հաճախականությունները կոչվում են, համապատասխանաբար, ինֆրաձայնային և ուլտրաձայնային, դրանք կապ չունեն մարդու լսողական զգացողությունների հետ և ընկալվում են որպես միջավայրի ֆիզիկական ազդեցություններ :

Եթե հոծ միջավայրում գրգռվեն տատանումներ, ապա նրանք կտարածվեն բոլոր ուղղություններով: Ակնառու օրինակ են հանդիսանում ալիքների տատանումները ջրի վրա: Ընդ որում պետք է տարբերել մեխանիկական տատանումների տարածման արագությունը և գրգռող ազդեցության տարածման արագությունը :

Ֆիզիկական տեսակետից տատանման տարածումը կայանում է մեկ մոլեկուլից մյուսին շարժման իմպուլսի փոխանցման մեջ: Առաձգական միջմոլեկուլային կապերի շնորհիվ յուրաքանչյուր մոլեկուլի շարժումը կրկնում է նախորդի շարժումը: Իմպուլսի փոխանցումը պահանջում է ժամանակի որոշակի ծախսում, ինչի արդյունքում դիտման կետերում մոլեկուլների շարժումը տեղի է ունենում տատանումների գրգռման գոտում մոլեկուլների շարժման համեմատ ուշացումով: Այսպիսով, տատանումները տարածվում են որոշակի արագությամբ:

Ձայնային ալիքի տարածման արագությունը միջավայրի ֆիզիկական հատկությունն է : Կախված տատանումների գոգման եղանակից տարբերում են ալիքների մի քանի տեսակներ.

- հարթ, որը ստեղծվում է հարթ տատանվող մակերևույթի միջոցով
- գլանաձև, որը ստեղծվում է գլանի շառավղային տատանվող կողային մակերևույթի միջոցով
- գնդային, որը ստեղծվում է բաբախող գնդի տիպի տատանումների կետային աղբյուրի միջոցով

Ձայնային ալիքը բնութագրող հիմնական պարամետրերն են հանդիսանում ձայնային ալիքի երկարությունը, ալիքի տարածման արագությունը, տատանման հաճախությունը, ձայնային ճնշումը, ձայնի ինտենսիվությունը :

Մարդու հիմնական զգայարաններից լսողությունը շատ մեծ դեր է խաղում նրա կյանքում: Այն թույլ է տալիս մարդուն տիրապետել ձայնային ինֆորմացիոն դաշտերին:

Շրջակա միջավայրի հագեցումը բարձր ինտենսիվությամբ աղմուկներով բերում է ձայնային ինֆորմացիայի աղավաղման և մարդու լսողական ակտիվության խախտմանը: 135-140 դԲ արժեքի ձայնային գոգոյիչների դեպքում, մարդու ներքին ականջի տարրերը առաջվա նորմալ տատանումների փոխարեն սկսում են տեղափոխվել մի կողմից մյուս կողմ, իջեցնելով խեցիում ճնշման և արտաքին միջավայրից ձայնային ճնշման տարբերությունը:

Ցանկացած պաշտպանողական համակարգ ունի իր սահմանափակումները: Այդ իսկ պատճառով ավելցուկային աղմուկները, որոնց ազդեցության ժամանակահատվածը նույնիսկ աննշան է, առաջացնում են ներքին ականջի վնասվածք, որը լավագույն դեպքում արտահայտվում է լսողության շեմի ժամանակավոր խախտմամբ: Վերականգնման ժամանակահատվածը կարող է տևել մի քանի րոպեից մինչև մի քանի օր՝ կախված վնասվածքի աստիճանից:

Արտադրական բնույթի աղմուկը փոփոխվում է ըստ ինտենսիվության և ըստ հաճախության՝ կախված այն մեքենաների, մեխանիզմների տիպերից և քանակությունից, որոնք օգտագործվում են տեխնոլոգիական գործընթացում:

Նույն ինտենսիվություն ունեցող տարբեր հաճախականությամբ ձայները մարդու կողմից ընկալվում են տարբեր բարձրությամբ: Միաժամանակ տարբեր հաճախականության և ինտենսիվության ձայները կարող են ընկալվել որպես նույն բարձրության ձայներ:

Շրջակա միջավայրի աղտոտումը աղմուկով և դրա ազդեցությունը մարդու վրա նպատակահարմար է հաշվարկել, օգտագործելով աղմուկի էներգիայի մակարդակին համարժեք մեծությունը՝ $E_{\text{համ}}$: Վերջինս կախված է $E(t)$ -ից՝ ժամանակի ընթացքում աղմուկի էներգիայի փոփոխությունից, որտեղ t -ն աղմուկի ազդեցության ժամանակահատվածն է:

Համարժեք էներգիան պետք է փոքր լինի առավելագույն թույլատրելի էներգիայից, որի դեպքում ի հայտ են գալիս բացասական հետևանքներ: Ենթադրվում է, որ վնասվածքը, որը առաջացնում է փոփոխական աղմուկի $E(t)$ ազդեցությամբ, հավասար է այն վնասվածքին, որը առաջանում է $E_{\text{համ}}$ էներգիայով հաստատուն աղմուկը: Այսպիսով,

Եթե աղմուկի ազդման ժամանակամիջոցը նվազում է 2-ից 3 անգամ, ապա ձայնային էներգիայի թույլատրելի մաքսիմալ մակարդակը կարելի է ավելացնել նույնքան անգամ:

Ակուստիկ տատանումները, որոնք դուրս են գտնվում մարդու նորմալ ձայնաընկալման տիրույթից (16...20000 Հց), նույնպես կարող են բերել լսողության վատացման: Այսպես, ուլտրաձայնը (>20000 Հց), որը լայն տարածում ունի արդյունաբերության մեջ, հանդիսանում է լսողության վնասվածքների պատճառ, չնայած որ մարդու ականջը դրան նույնիսկ չի ընկալում: Հզոր ուլտրաձայնը ազդում է գլխուղեղի և ողնուղեղի նյարդային բջիջների վրա և առաջացնում է այրոց ականջի շրջանում և սրտխառնոց:

Ոչ պակաս վտանգավոր է ակուստիկ տատանումների ինֆրաձայնային ազդեցությունը (<16 Հց): Բավարար ինտենսիվության դեպքում դրանք ազդում են վեստիբուլյար ապարատի վրա՝ իջեցնելով հավասարակշռությունը պահելու ունակությունը, լսելու ընկալունակությունը և առաջացնելով հոգնածություն, գրգռվածություն:

Յուրահատուկ դեր ունեն 7 Հց հաճախությամբ ինֆրաձայնային տատանումները: Եթե դրանք համընկնում են գլխուղեղի ռիթմի հետ, ապա նկատվում են ոչ միայն վերը թվարկված ախտանիշները, այլև կարող է առաջանալ ներքին արյունահոսություն: 6-ից 8 Հց հաճախությամբ ինֆրաձայնը կարող է առաջացնել արյան շրջանառության խանգարում:

Բարձր ինտենսիվությամբ աղմուկը հաճախությունների լայն տիրույթում(սկսած ինֆրաձայնից վերջացրած ուլտրաձայնով) կարող է առաջացնել գլխուղեղի և սրտի աշխատանքի խանգարումներ, շնչառական համակարգի արագության և շարժողական ակտիվության փոփոխություն: Առանձին դեպքերում աղմուկները կարող են առաջացնել վահանագեղձի չափերի փոփոխություն, արյունատար անոթների սեղմում, արյան ճնշման բարձրացում, անքնություն, հոգեկան խանգարումներ և այլն:

Աղմուկի պատճառով լսողության կորստի գնահատման համար (ISO 1999) ստանդարտների միջազգային կազմակերպությունը հաստատել է ստանդարտ: Այդ

փաստաթղթում բերվում է վնասված լսողությամբ աշխատողների սպասվող հարաբերական թիվը որպես ֆունկցիա աղմուկի էքսպոզիցիայի արժեքից:

Օրինակ աշխատողների 22%-ը հնարավոր է կկորցնեն լսողությունը, եթե նրանք 40 տարվա ընթացքում ենթարկվեն 90 Դբ մակարդակով աղմուկի ազդեցությանը (40 ժամ աշխատանքային շաբաթվա դեպքում): Գրաֆիկի կորերը կիրառելի չեն իմպուլսային կամ բարձր ինտենսիվությամբ կարճատև աղմուկների համար:

Մարդը, որը ենթարկվում է ինտենսիվ աղմուկի ազդեցությանը, միջին հաշվով ծախսում է 10-20% ֆիզիկական և նյարդահոգեբանական ջանքեր ավելին, քան ձայնամեկուսացված պայմաններում գտնվողը: Աղմկոտ արտադրություններում աշխատողների մոտ նկատվում է ընդհանուր բնույթի հիվանդությունների 10-15% աճ:

Գրականություն

1. Steganography An Art of Hiding Data, Shashikala Channalli et al /International Journal on Computer Science and Engineering Vol.1(3), 2009
2. <https://en.wikipedia.org/wiki/Steganalysis>
3. Generative adversarial nets. Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. pp. 2672–2680, 2014.
4. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. Alec Radford, Luke Metz, and Soumith Chintala. arXiv preprint [arXiv:1511.06434](https://arxiv.org/abs/1511.06434), 2015.
5. Generative adversarial networks for image steganography. Denis Volkhonskiy, Boris Borisenko and Evgeny Burnaev
6. <https://en.wikipedia.org/wiki/Minimax>
7. Mehdi Mirza and Simon Osindero. Conditional generative adversarial nets. arXiv preprint [arXiv:1411.1784](https://arxiv.org/abs/1411.1784), 2014.
8. Generative adversarial text to image synthesis. Scott Reed, Zeynep Akata, Xincheng Yan, Lajanugen Logeswaran, Bernt Schiele, and Honglak Lee. arXiv preprint [arXiv:1605.05396](https://arxiv.org/abs/1605.05396), 2016.
9. <https://www.coursera.org/learn/machine-learning/home/week/1>
10. <https://www.coursera.org/learn/machine-learning/home/week/2>
11. <https://www.coursera.org/learn/machine-learning/home/week/4>
12. <https://www.kaggle.com/jessicali9530/celeba-dataset/version/2>