**ԵՐԵՎԱՆԻ ՊԵՏԱԿԱՆ ՀԱՄԱԼՍԱՐԱՆ**

**ԻՆՖՈՐՄԱՏԻԿԱՅԻ ԵՎ ԿԻՐԱՌԱԿԱՆ ՄԱԹԵՄԱՏԻԿԱՅԻ ՖԱԿՈՒԼՏԵՏ**

**Ծրագրավորման և Ինֆորմացիոն տեխնոլոգիաների ամբիոն**

**ՀԱՇՎՈՂԱԿԱՆ ՄԵՔԵՆԱՆԵՐԻ ՀԱՄԱԼԻՐՆԵՐԻ ՀԱՄԱԿԱՐԳԵՐԻ ԵՎ ՑԱՆՑԵՐԻ ՄԱԹԵՄԱՏԻԿԱԿԱՆ ԵՎ ԾՐԱԳՐԱՅԻՆ ԱՊԱՀՈՎՈՒՄ**

**Ոսկանյան Վահագն Գևորգի**

**ՄԱԳԻՍՏՐՈՍԱԿԱՆ ԹԵԶ**

**ՄԵՔԵՆԱՅԱԿԱՆ ՄԵԹՈԴՆԵՐԻ ԿԻՐԱՌՈՒՄԸ ՌԵԶՈԼՑՈԻՏԻՎ ԱՐՏԱԾՄԱՆ ՄԵՋ**

***«Տեղեկատվական տեխնոլոգիաներ» մասնագիտությամբ***

***Ինֆորմատիկայի և կիրառական մաթեմատիկայի մագիստրոսի որակավորման աստիճանի հայցման համար***

**ԵՐԵՎԱՆ 2025**

***Ուսանող`****\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_*

*ստորագրություն*

***Ոսկանյան Վահագն***

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

ազգանուն, անուն

***Գիտական ղեկավար՝\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_***

*ստորագրություն*

***ֆ․մ.գ.թ. , դոցենտ, Հովհաննես Բոլիբեկյան***

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

գիտ. աստիճան, կոչում, ազգանուն, անուն

***«Թույլատրել պաշտպանության»***

***Ամբիոնի վարիչ`\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_***

ստորագրություն

***ֆ․մ.գ.թ. , Սարգսյան Ս․***

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

գիտ. աստիճան, կոչում, ազգանուն, անուն

«\_\_\_\_»\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_2025թ.

# ՀԱՄԱՌՈՏԱԳԻՐ

ՄԵՔԵՆԱՅԱԿԱՆ ՄԵԹՈԴՆԵՐԻ ԿԻՐԱՌՈՒՄԸ ՌԵԶՈԼՑՈԻՏԻՎ ԱՐՏԱԾՄԱՆ ՄԵՋ

ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННЫХ МЕТОДОВ В РЕЗОЛЮТИВНОМ ВЫВОДЕ

THE APPLICATION OF MACHINE METHODS IN RESOLUTION INFERENCE

Այս աշխատանքն ուսումնասիրում է առաջին կարգի տրամաբանության մեջ ռեզոլյուցիայի մեթոդի արդյունավետության բարձրացմանը՝ կենտրոնանալով լիտերալների օպտիմալ ընտրության վրա մեքենայական ուսուցման միջոցով: Ռեզոլյուցիան, որպես ավտոմատ ապացուցման հիմնական գործիք, հաճախ բախվում է հաշվողական բարդության խնդիրների՝ պայմանավորված լիտերալների ոչ ճիշտ ընտրությամբ: Ուսումնասիրությունը նպատակ ունի մշակել նոր մոտեցում, որը կօգտագործի մեքենայական ուսուցման ալգորիթմներ՝ ռեզոլյուցիայի ընթացքում լիտերալների ավելի արդյունավետ ընտրություն ապահովելու համար: Այն կնվազեցնի որոնման տարածությունը, կբարելավի ապացուցման արագություն և ապացույց գտնելու հնարավորությունը։

Աշխատանքի արդյունքները կարող են կիրառվել թեորեմներ ավտոմատ ապացուցող համակարգերում՝ բարելավելով դրանց արտադրողականությունը:

Contents

[ՀԱՄԱՌՈՏԱԳԻՐ 3](#_Toc197936026)

[ՆԵՐԱԾՈՒԹՅՈՒՆ 5](#_Toc197936027)

[Գլուխ 1 6](#_Toc197936028)

[1.1 Դևիսի և Փաթնեմի մեթոդը 6](#_Toc197936029)

[1.2 Ռեզոլյուցիայի մեթոդը տրամաբանակ արտահայտություններում 7](#_Toc197936030)

[1.3 Փոխարինում և ունիֆիկացիա 9](#_Toc197936031)

[1.4 Ունիֆիկացման ալգորիթմ 11](#_Toc197936032)

[1.5 Ռեզոլյուցիայի մեթոդը առաջին կարգի տրամաբանական արտահայտությունների համար 13](#_Toc197936033)

[Գլուխ 2 15](#_Toc197936034)

[2.1 TPTP գրադարանի նկարագրություն 15](#_Toc197936035)

[2.2 Vampire ATP համակարգի նկարագրություն 16](#_Toc197936036)

[2.4 GNN մոդելի նկարագրություն 17](#_Toc197936037)

[2.3 TPTP գրադարանի ակսիոմների օգտագործում 21](#_Toc197936038)

[2.5 Սինթետիկ տվյալների բազայի ստեղման մեթոդաբանություն 22](#_Toc197936039)

[Գլուխ 3 25](#_Toc197936040)

[3.1 Լիտերալների ունիֆիկացիայի և ռեզոլյուցիայի օժանդակ մոդուլ 25](#_Toc197936041)

[3.2 Սինթետիկ աքսիոմների գեներացում 25](#_Toc197936042)

[3.3 Սինթետիկ խնդիրների գեներացում 26](#_Toc197936043)

[3.4 Խնդիրների լուծում և ապացույցների մշակում 29](#_Toc197936044)

[3.5 Մեքենայական ուսուցման մոդելի ուսուցում 31](#_Toc197936045)

[3.6 Մոդելի թեստավորում 34](#_Toc197936046)

[ԵԶՐԱԿԱՑՈՒԹՅՈՒՆՆԵՐ և ԱՌԱՋԱՐԿՈՒԹՅՈՒՆՆԵՐ 35](#_Toc197936047)

[ՕԳՏԱԳՈՐԾՎԱԾ ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ 36](#_Toc197936048)

# ՆԵՐԱԾՈՒԹՅՈՒՆ

Ներկայացվում է առաջին կարգի տրամաբանության մեջ ռեզոլյուցիայի մեթոդի լիտերալների ընտրության օպտիմալացման խնդիրը՝ մեքենայական ուսուցման մեթոդների կիրառմամբ։ Ուսումնասիրության արդիականությունը պայմանավորված է ավտոմատ ապացուցման համակարգերի արդյունավետության բարձրացման անհրաժեշտությամբ, հատկապես բարդ տրամաբանական խնդիրների լուծման համատեքստում։

Աշխատանքի նպատակն է մշակել լիտերալների ընտրության նոր մոտեցում, որն օգտագործում է մեքենայական ուսուցման ալգորիթմներ՝ ռեզոլյուցիայի արդյունավետությունը բարելավելու համար։ Հիմնական խնդիրները ներառում են՝ ռեզոլյուցիայի ընթացքում լիտերալների ընտրության օպտիմալ ռազմավարության մշակումը, մեքենայական ուսուցման մոդելի ստեղծումը, որը կկանխատեսի լիտերալների ամենահարմար զույգերը, և մեթոդի փորձարկումը ստանդարտ տրամաբանական խնդիրների վրա։

Ուսումնասիրության օբյեկտը ռեզոլյուցիայի մեթոդն է առաջին կարգի տրամաբանության մեջ, իսկ առարկան՝ լիտերալների ընտրության օպտիմալացումը մեքենայական ուսուցման միջոցով։ Աշխատանքի վարկածն այն է, որ մեքենայական ուսուցման մոդելի կիրառումը կբարելավի ռեզոլյուցիայի արդյունավետությունը՝ նվազեցնելով որոնման տարածությունը և ապացուցման ժամանակը։

# Գլուխ 1

## 1.1 Դևիսի և Փաթնեմի մեթոդը

Ենթադրենք՝ -ը դիզյունկտների բազմություն է։ Մեթոդը, ըստ էության, բաղկացած է հետևյալ չորս կանոններից`

1. *Տավտոլոգիայի կանոն՝* -ից ջնջում ենք բոլոր տավտոլոգիա հիմնական դիզյունկտները։ Մնացած բազմությունը անհամատեղելի է, այն և միայն այն դեպքում, եթե -ը անհամատեղելի է:
2. *Մեկ լիտերալ դիզյունկտների կանոն՝* եթե -ում գոյություն ունի մեկ լիտերալ պարունակող հիմնական դիզյունկտ , ապա -ը ստացվում է -ից՝ ջնջելով այն հիմնական դիզյունկտները, որոնք պարունակում են : Եթե -ը դատարկ է, ապա -ը համատեղելի է: Հակառակ դեպքում, կառուցում ենք -ը՝ -ից ջնջելով -ի մուտքերը: -ը անհամատեղելի է, այն և միայն այն դեպքում, եթե -ը նույնպես անհամատեղելի է: Նշենք, որ եթե -ը մեկ լիտերալ հիմնական դիզյունկտ է, ապա այն ջնջելիս կվերածվի -ի։
3. *Մաքուր լիտերալների կանոն`* -ի հիմնական դիզյունկտում գտնվող լիտերալը կոչվում է *մաքուր*-ում, այն և միայն այն դեպում, եթե -ը չի հանդիպում -ի որևէ հիմնական դիզյունկտում: Եթե -ը մաքուր լիտերալ է, ապա ջնջում ենք բոլոր հիմնական դիզյունկտները, որոնք պարունակում են ։ Մնացած բազմությունը անհամատեղելի է, այն և միայն այն դեպքում, եթե-ը անհամատեղելի է:
4. *Բաժանման կանոն`* եթե  բազմությունը կարելի է ներկայացնել հետևյալ տեսքով՝ , որտեղ -ի​ն և -ը ազատ են -ից և -ից, ապա ստանում ենք երկու բազմություն՝  *և* , -ը անհամատեղելի է, այն և միայն այն դեպքում, երբ *-*ը անհամատեղելի է, այսինքն՝ և -ը, և ​-ը անհամատեղելի են:

Վերոհիշյալ կանոնները շատ կարևոր են: Հաջորդիվ կտեսնենք, որ այս կանոններն ունեն ավելի լայն կիրառություն: Բերենք օրինակներ՝ այս կանոնների օգտագործումը ցույց տալու համար:

Օրինակ՝ ցույց տանք, որ -ը անհամատեղելի է:

Քանի, որ վերջնական բանաձևը պարունակում է դատարկ դիզյունկտ , ապա -ը անհամատեղելի է:

Օրինակ՝ ցույց տանք, որ -ը համատեղելի է:

Քանի որ բաժանման երկու բազմություններն էլ համատեղելի են, ապա -ը նույնպես համատեղելի է:

Օրինակ՝ ցույց տանք, որ -ը համատեղելի է:

Այսպիսով -ը համատեղելի է։

## 1.2 Ռեզոլյուցիայի մեթոդը տրամաբանակ արտահայտություններում

Ռեզոլյուցիայի մեթոդը, ըստ էության, [Դևիսի և Փաթնեմի](#_1.1_Դևիսի_և) մեկ լիտերալ դիզյունկտների կանոնի ընդհանրացումն է:

Օրինակ դիտարկենք հետևալ դիզունկտները՝

Օգտագործելով մեկ լիտերալ դիզունկտների կանոնը, -ից և -ից մենք կարող ենք ստանալ նոր դիզյունկտ

Մեկ լիտերալ դիզյունկտների կանոնը մեզ անհրաժեշտ է, որպեսզի նախ որոշենք, արդյոք կա լիտերալների հակադիր զույգ (օրինակ՝ ) -ում և (օրինակ՝  ) -ում, ապա ջնջենք այդ զույգը -ից և -ից, որպեսզի ստանանք նոր դիզյունկտ , որը -ն է:

Վերոհիշյալ կանոնը ընդհանրացնելով և այն կիրառելով դիզյունկտների ցանկացած զույգի նկատմամբ (ոչ պարտադիր միայն մեկ լիտերալ պարունակող), մենք ստանում ենք հետևյալ կանոնը, որը կանվանենք ***ռեզոլյուցիայի կանոն***:

Ցանկացած երկու դիզյունկտների համար՝ և , եթե գոյություն ունի ​լիտերալ -ում, որը հակադիր է ​ լիտերալին -ում, ապա ջնջելով ​-ը -ից և ​-ը -ից, մենք կառուցում ենք մնացած դիզյունկտների դիզյունկցիան: Ստացված դիզյունկտը կոչվում է -ի և -ի *ռեզոլվենտ*:

Օրինակ դիտարկենք հետևյալ դիզյունկտները՝

-ը պարունակում է լիտերալ, որը հակադիր է -ում գտնվող լիտերալին: Ուստի, ջնջելով -ն -ից և -ն -ից, մենք կառուցում ենք մնացած դիզյունկտների դիզյունկցիան`, ստացված ռեզոլվենտը կլինի ։

Ռեզոլվենտի կարևոր հատկությունն այն է, որ ցանկացած ռեզոլվենտ, որը ստացվում է երկու դիզյունկտներից՝  և , -ի և -ի տրամաբանական հետևանքն է: Այս հատկությունը հաստատվում է հետևյալ թեորեմով`

**Թեորեմ 1.0:** Եթե տրված են երկու դիզյունկտներ՝ և , ապա -ի և -ի ռեզոլվենտը -ն -ի և -ի տրամաբանական հետևանքն է:

Ապացույց՝ ենթադրենք , և , որտեղ և -ը լիտերալների դիզյունկցիաներ են: Ենթադրենք, որ -ը և -ը ճշմարիտ են ինտերպրետացիայում: Մենք ցանկանում ենք ապացուցել, որ -ի և -ի ռեզոլվենտը՝ -ն, նույնպես ճշմարիտ է -ում: Ապացույցի համար նշենք, որ -ը կամ -ը կեղծ են -ում։ Եթե -ը կեղծ է -ում, ապա -ը կարող է ճշմարիտ լինել միայն այն դեպքում, եթե ​-ը ճշմարիտ է -ում: Նույն կերպ, եթե -ը կեղծ է -ում, ապա -ը կարող է ճշմարիտ լինել միայն այն դեպքում, եթե -ը ճշմարիտ է -ում։ Ոեզոլվենտը՝ ​, կլինի ճշմարիտ -ում, եթե ​-ը կամ -ը ճշմարիտ է -ում: Քանի որ ​-ը կամ -ը պետք է ճշմարիտ լինեն -ում, ապա -ն նույնպես ճշմարիտ է-ում։ Դա այն է, ինչ պետք էր ապացուցել:

**Սահմանում`** Ենթադրենք՝ -ը դիզյունկտների բազմություն է: -ից -ի ռեզոլյուցիոն արտածումը դիզյունկտների վերջավոր հաջորդականություն է՝ որտեղ յուրաքանչյուր ​-ն կամ պատկանում է -ին, կամ նախորդ դիզյունկտների ռեզոլվենտն է, և : -ից (դատարկ դիզյունկտ) արտածումը կոչվում է -ի հերքում (կամ -ի անհամատեղելիության ապացույց):

Մենք ասում ենք, որ դիզյունկտը կարող է արտածվել կամ ստացվել -ից, եթե գոյություն ունի -ի արտածում -ից:

Օրինակ դիտարկենք բազմություն՝

(1)-ից և (2)-ից կարող ենք ստանալ ռեզոլվենտ՝ : (4)-ից և (3)-ից կարող ենք ստանալ ռեզոլվենտ՝ ։ Քանի, որ -ն ստացվում է -ից ռեզոլյուցիայի կանոնի կիրառմամբ, ապա համաձայն թեորեմ 1.0-ի, -ը -ի տրամաբանական հետևանքն է: Ուստի, -ը անհամատեղելի է։

## 1.3 Փոխարինում և ունիֆիկացիա

Մենք դիտարկեցինք *ռեզոլյուցիայի մեթոդը* տրամաբանական արտահայտությունների համար: Հաջորդիվ մենք այն կտարածենք *առաջին կարգի տրամաբանության* վրա: Նշել ենք, որ ռեզոլյուցիայի կանոնի կիրառման հիմնական պահը հակադիր լիտերալների գտնելն է երկու դիզյունկտներում: Երբ դիզյունկտները չեն պարունակում փոփոխականներ, ապա դա շատ պարզ է: Սակայն, երբ դիզյունկտները պարունակում են փոփոխականներ, ապա խնդիրը բարդանում է: Օրինակի համար դիտարկենք հետևյալ դիզյունկտները՝

Չկա որևէ լիտերալ ​-ում, որը հակադիր լինի -ի որևէ լիտերալի: Սակայն, եթե մենք ​-ում x-ը փոխարինենք -ով, իսկ ​-ում x-ը փոխարինենք -ն, ապա կստանանք՝

Գիտենք, որ ​-ը և ​-ը համապատասխանաբար ​-ի և ​-ի հիմնական օրինակներն են, իսկ -ն և -ն հակադիր են միմյանց: Ուստի, -ից և ​-ից մենք կարող ենք ստանալ ռեզոլվենտ՝

Ընդհանուր դեպքում, եթե ​-ում x-ը փոխարինենք -ով, ապա կստանանք՝

Կրկին ​-ը ​-ի օրինակ է: Միևնույն ժամանակ, ​-ում -ը հակադիր է ​-ում -ին: Ուստի, մենք կարող ենք ստանալ ռեզոլվենտ ​-ից և ​-ից:

-ը ​-ի օրինակ է: Փոփոխականները ​-ում և -ում համապատասխան թերմերով փոխարինելով, ինչպես նշված է վերևում, մենք կարող ենք ստեղծել նոր դիզյունկտներ ​-ից և ​-ից: Բացի այդ, ​-ը *ամենաընդհանուր դիզյունկտն* է այն իմաստով, որ վերը նշված գործընթացով ստացված բոլոր այլ դիզյունկտները -ի օրինակներ են: ​-ը նույնպես կանվանենք -ի և ​-ի ռեզոլվենտ:

**Սահմանում`** *փոխարինումը* (substitution) վերջավոր բազմություն է՝ , որտեղ՝ յուրաքանչյուր -ն փոփոխական է, յուրաքանչյուր -ն թերմ է, որը տարբերվում է -ից, բոլոր ​-երը տարբեր են: Եթե -ը հիմնական թերմեր են (այսինքն՝ չեն պարունակում փոփոխականներ), ապա փոխարինումը կոչվում է հիմնական փոխարինում: Փոխարինումը, որը չի պարունակում որևէ տարր, կոչվում է դատարկ փոխարինում և նշանակվում է -ով: Փոխարինումը գրելու համար մենք կօգտագործենք հունարեն տառեր (օրինակ՝ ):

Օրինակ հետևալ երկու բազմությունները հանդիսանում են փոխարինում՝

**Սահմանում`** ենթադրենք -ը փոխարինում է, և -ն արտահայտություն է: Այդ դեպքում -ն արտահայտություն է, որը ստացվում է -ից՝ -ում *​-*ի բոլոր հանդիպումները միաժամանակ փոխարինելով -ով: -ն կոչվում է -ի *օրինակ*: (Նշենք, որ օրինակի այս սահմանումը համատեղելի է գլուխ 4-ում տրված դիզյունկտի հիմնական օրինակի սահմանման հետ:)

Օրինակ՝ ենթադրենք և: Այդ դեպքում։

**Սահմանում`** ենթադրենք և երկու փոխարինումներ են: Այդ դեպքում -ի և -ի **կոմպոզիցիան** (նշանակում ենք ) այն փոխարինումն է, որը ստացվում է հետևալ բազմությունից՝

Ջնջելով բոլոր այն -երը որոնց համար , և բոլոր -երը որոնց համար (այսինքն՝  ​-ն արդեն առկա է -ում)։

Օրինակ ՝ ենթադրենք

Այդ դեպքում՝ ։ Սակայն, քանի որ (այսինքն ), ապա պետք է հեռացնել բազմությունից։ Բացի այդ, քանի որ -ը և ​-ը առկա են -ում, ապա ​-ը և ​-ը (այսինքն՝  -ը և -ը) նույնպես պետք է հեռացվեն: Այսպիսով, մենք ստանում ենք՝

**Սահմանում`** փոխարինումը -ն կոչվում է ունիֆիկատոր (unifier) բազմության համար, այն և միայն այն դեպքում, երբ ։ Ասում են, որ բազմությունը *ունիֆիկացվող* է, եթե բազմության համար գոյություն ունի ունիֆիկատոր:

**Սահմանում`** ունիֆիկատոր -ն բազմության համար կոչվում է ամենաընդհանուր ունիֆիկատոր (most general unifier, MGU), այն և միայն այն դեպքում, երբ ցանկացած այլ ունիֆիկատոր -ի համար գոյություն ունի փոխարինում , այնպես որ՝ ։

Օրինակ՝ բազմությունը ունիֆիկացվող է քանի, որ հանդիսանում է ունիֆիկատոր նրա համար։

## 1.4 Ունիֆիկացման ալգորիթմ

Այս պարբերությունում կներկայացնենք ունիֆիկացման ալգորիթմ, որը թույլ է տալիս գտնել ամենաընդհանուր ունիֆիկատորը վերջավոր ունիֆիկացվող բազմության համար: Եթե բազմությունը չի ունիֆիկացվում, ալգորիթմը կհայտնաբերի նաև այդ փաստը:

**Սահմանում`** ոչ դատարկ արտահայտությունների բազմության -ի անհամապատասխանությունների բազմությունը ստացվում է գտնելով առաջին (ձախից) դիրքը, որտեղ -ի բոլոր արտահայտությունները չունեն նույն սիմվոլը, այնուհետև յուրաքանչյուր արտահայտությունից դուրս գրելով այն ենթաարտահայտությունը, որը սկսվում է այդ դիրքում գտնվող սիմվոլից։ Այս ենթաարտահայտությունների բազմությունը կոչվում է -ի *անհամապատասխանությունների բազմություն*:

Օրինակ՝ եթե -ն հետևյալ բազմությունն է՝ , ապա առաջին դիրքը, որտեղ -ի բոլոր արտահայտությունները չունեն նույն սիմվոլը, հինգերորդ դիրքն է, քանի որ բոլոր արտահայտությունները ունեն նույն առաջին չորս սիմվոլները՝ : Այսպիսով, անհամապատասխանությունների բազմությունը բաղկացած է համապատասխան ենթաարտահայտություններից, որոնք սկսվում են հինգերորդ դիրքից, և դա հետևյալ բազմությունն է՝ ։

*Ունիֆիկացման ալգորիթմ`*

*Քայլ* 1. Բազմություններ ։

*Քայլ* 2. Եթե -ն միալիտերալ դիզյունկտ է, ապա -ն -ի *ամենաընդհանուր ունիֆիկատորն* է: Հակառակ դեպքում, գտնել -ի անհամապատասխանությունների բազմությունը​:

*Քայլ* 3. Եթե -ում գոյություն ունեն և տարրեր, այնպիսին որ -ն փոփոխական է, որն չի հայտնվում -ում, ապա անցնել քայլ 4-ին: Հակառակ դեպքում, ավարտել՝ -ն չի ունիֆիկացվում:

*Քայլ* 4. Սահմանել և : (Նշենք, որ )։

*Քայլ* 5. -ին վերագրել  արժեքը և անցնել քայլ 2-ին:

Օրինակ՝ գտնել ամենաընդհանուր ունիֆիկատորը

1. և ։ Քանի, որ ​-ն միալիտերալ դիզյունկտ չէ, ուստի ​-ն -ի ամենաընդհանուր ունիֆիկատոր չէ:
2. Անհամապատասխանությունների բազմությունը՝ : -ում գոյություն ունի փոփոխական : որը չի հանդիպում *-*ում։
3. Սահմանենք՝

,

1. ​-ը միալիտերալ դիզյունկտ չէ, քանի որ գտնվել է անհամապատասխանությունների բազմություն -ի համար։
2. -ից կգտնենք և *։*
3. Սահմանենք՝

,

1. -ը միալիտերալ դիզյունկտ չէ, քանի որ գտնվել է անհամապատասխանությունների բազմություն -ի համար։ : -ից կգտնենք և :
2. Սահմանենք՝

,

1. Քանի, որ​-ը միալիտերալ դիզյունկտ է, ապա -ն -ի ամենաընդհանուր ունիֆիկատորն է:

**Թեորեմ 1.1:** (Ունիֆիկացման թեորեմ)՝ եթե-ն վերջավոր ոչ դատարկ ունիֆիկացվող արտահայտությունների բազմություն է, ապա ունիֆիկացման ալգորիթմը միշտ կավարտվի քայլ 2-ում, և վերջին -ն կլինի -ի ամենաընդհանուր ունիֆիկատորը:

## 1.5 Ռեզոլյուցիայի մեթոդը առաջին կարգի տրամաբանական արտահայտությունների համար

Նախորդ պարբերությունում ներկայացված ունիֆիկացման ալգորիթմի շնորհիվ մենք կարող ենք այժմ դիտարկել առաջին կարգի տրամաբանության համար ռեզոլյուցիայի մեթոդը:

**Սահմանում`** եթե դիզյունկտ -ի երկու կամ ավելի լիտերալներ (նույն նշանով) ունեն ամենաընդհանուր ունիֆիկատոր , ապա -ն կոչվում է -ի *սոսնձում*: Եթե -ն միալիտերալ դիզյունկտ է, ապա սոսնձումը կոչվում է *միալիտերալ սոսնձում*:

Օրինակ՝ ենթադրենք : Այդ դեպքում առաջին և երկրորդ լիտերալները (ընդգծված) ունեն ամենաընդհանուր ունիֆիկատոր : Ուստի, -ը -ի սոսնձումն է:

**Սահմանում`** եթե ​-ը և ​-ը երկու դիզյունկտներ են (կոչվում են դիզյունկտ-նախադրյալներ), որոնք չունեն ընդհանուր փոփոխականներ: Թող ​-ը և ​-ը լինեն երկու լիտերալներ համապատասխանաբար ​-ում և ​-ում: Եթե -ը և ​-ն ունեն ամենաընդհանուր ունիֆիկատոր , ապա դիզյունկտը՝

կոչվում է -ի և -ի (երկուական) ռեզոլվենտ: ​-ը և ​-ը կոչվում են *կրճատվող լիտերալներ*:

Օրինակ՝ ենթադրենք , : Քանի որ -ը ներառված է և՛ ​-ում, և՛ ​-ում, մենք փոխարինում ենք ​-ում -ը -ով՝ ։ Ընտրում ենք՝ , : Քանի որ :, ապա ​-ը և ​-ն ունեն ամենաընդհանուր ունիֆիկատոր: Այսպիսով՝

Ուստի, *-*ն -ի և ​-ի երկուական ռեզոլվենտն է։ -ը և -ն կրճատվող լիտերալներն են:

# Գլուխ 2

## 2.1 TPTP գրադարանի նկարագրություն

**TPTP** ( *Thousands of Problems for Theorem Provers* — «Հազարավոր խնդիրներ թեորեմներ ապացուցող ծրագրերի համար») միավորում է ավելի քան 10.000 փորձնական խնդիր՝ նախատեսված ավտոմատ ապացուցման (ATP) համակարգերի կատարողականությունը չափելու, համեմատելու և զարգացնելու նպատակով։ Գրադարանը ստեղծվել է 1993-ին, պահպանվում է Մայամիի համալսարանում (Geoff Sutcliffe) և նոր թողարկումներով ընդլայնվում է մինչ օրս։

TPTP-ն ընդգրկում է տրամաբանական խնդիրներ տարբեր ոլորտներից (մաթեմատիկական վկայություններ, ծրագրա­վորման լեզուների վերլուծություն, արհեստական բանականություն, խմբերով տեսություն և այլն) և տարբեր բարդության մակարդակների՝ ապահովելով համաչափ «դյուրին → չափավոր → դժվար» սանդղակ։ Յուրաքանչյուր ֆայլ պարունակում է՝

* **մետատվյալներ** - եզակի կարճ անուն, թեմատիկ դաս, դժվարության գնահատական, աղբյուր,
* **խնդրի ձևակերպում** ընտրված TPTP ֆորմատներից մեկով,
* **ակսիոմների** և **հետազոտվող վարկածի** բաժանում։

TPTP լեզուն Prolog-ի սինթաքսի ընդլայնում է։ նախադասությունները գրվում են *annotated formula* տեսքով՝ fof(<անուն>, <դեր>, <ֆորմուլա>), cnf(<անուն>, <դեր>, <դիզյունկտ>), tff / thf և այլն։

* **CNF** (clause normal form) - կոնյունկտիվ նորմալ ձև,
* **FOF** (first-order form) - չտիպավորված առաջին կարգ,
* **TFF** (typed first-order form) - տիպավորված առաջին կարգ,
* **TXF** (extended first-order form) - ընդլայնված առաջին կարգ՝ ներկառուցված թվաբանական տիպերով և ֆունկցիաներով։

Յուրաքանչյուր տողի *role* դաշտը (axiom, conjecture, lemma, definition…) հնարավորություն է տալիս թեստային հավաքածուն ճշգրիտ բաժանել ակսիոմների և ապացուցելի թեզի, ինչը պարտադիր է ռեզոլյուցիոն ATP-ների համար։

Մենք ծրագրի տվյալների բազա ստեղծելու համար օգտվելու ենք այս գրադարանի ակսիոմների հավաքածուից և հիմնականում CNF,FOF ֆորմատներից։

## 2.2 Vampire ATP համակարգի նկարագրություն

**Vampire-ը** (Vampire Automated Theorem Prover) ավտոմատ թեորեմներ ապացուցող (ATP) առաջատար համակարգերից մեկն է, որը մշակվել է Մանչեստերի համալսարանում։ Այն հատկապես հայտնի է իր բարձր արդյունավետությամբ առաջին կարգի տրամաբանության (first-order logic, FOL) և ավելի բարդ ֆորմալ համակարգերի համար։ Vampire-ն օգտագործում է ռեզոլյուցիայի (resolution), սուպերպոզիցիայի (superposition) և այլ ժամանակակից մեթոդներ՝ թեորեմների ապացուցման համար, ինչը հնարավորություն է տալիս աշխատել ինչպես մաթեմատիկական, այնպես էլ հաշվողական տրամաբանության բարդ խնդիրների հետ։

Այն աշխատում է TPTP-ի բոլոր հիմնական ֆորմատներով, այսինք խնդիրը հնարավոր է ծրագիր մուտքագրել այդ ֆորմատով։ Ծրագիրը հենվում է ժամանակակից ապացուցման ռազմավարությունների վրա, որոնք հատուկ կիրառելի են TPTP-ում ներկայացված խնդիրների համար։ Այն բազմիցս ճանաչվել է ամենաարդյունավետ ATP համակարգերից մեկը CASC (Conference on Automated Deduction) մրցույթներում։

Մենք կօգտագործենք այս ծրագիրը ստեղծված տվյալների բազայի խնդիրները լուծելու համար և այլ նպատակներով։

**Vampire‑ը Docker միջավայրում**

Վերոնշյալ առավելությունները ամբողջությամբ պահպանելու և փորձերի վերարտադրելիությունն ապահովելու նպատակով մենք Vampire ATP‑ն գործարկում ենք Docker կոնտեյների մեջ։

Vampire-ի կոդը ներբեռնել ենք GitHub-ի պաշտոնական պահոցից, իսկ կազմավորումը կատարել՝ **CMake** կառուցման համակարգի միջոցով։ CMake-ը գործում է որպես «մետա-բիլդ» փուլային գործիք, որն ապահովում է՝

* կոդի փաթեթի ավտոմատ սկանավորում և աղբյուրների փոխկախվածությունների հայտնաբերում,
* պլատֆորմից անկախ կառավարման ֆայլերի ստեղծում (Unix-ում՝ Makefile, Windows-ում՝ Visual Studio solution և այլն),
* տարբեր կազմավորման պրոֆիլների (Debug/Release, CPU ֆլագների ընտրություն, ստատիկ/դինամիկ լինկեր) կառավարում մեկ կոնֆիգուրացիայից։

Այսպիսով, մեծ մասշտաբի նախագծերի (ինչպիսին է Vampire-ը) համար CMake-ը հեշտացնում է բազմապլատֆորմային կոդի արագ և վերահսկելի կոմպիլյացիան, միասնական կառուցման գործընթացը պարզեցված է մինչև մեկ հրամանի (cmake .. && make -j) գործարկմամբ։

Docker‑ը բաց կոդով կոնտեյներացման հարթակ է, որը թույլ է տալիս փաթեթավորել հավելվածն իր բոլոր կախվածություններով մեկ ճկուն image‑ի մեջ։

Առավելությունները՝

* *Վերարտադրելիություն* - նույն Docker image-ը գործարկվում է նույն կերպ ցանկացած օպերացիոն համակարգում (Linux/macOS/Windows): Չի պահանջում կախվածությունների ձեռքով տեղադրում կամ ժամանակատար կարգավորումներ:
* *Մեկուսացում* - Vampire-ի տարբեր տարբերակները կարող են աշխատել զուգահեռ՝ առանց փոխադարձ բախումների: Այլ ATP-ների հետ համատեղելիություն՝ առանց գրադարանների վերսիաների խնդիրների:
* *Ինտեգրում աշխատային գործընթացում* - Docker կոնտեյներները թույլ են տալիս ճշգրիտ սահմանել CPU, RAM և այլ ռեսուրսների սահմանաչափեր՝ համատեղելի GNN ուսուցման pipelines-ի և CI/CD գործիքների հետ: Ապահովում է ավտոմատացված և մասշտաբավորվող լուծում, որը հարմար է մեծածավալ փորձերի համար:

Docker-ացված Vampire-ը վերածվում է «սև արկղի» լուծման համակարգի, որը պահանջում է միայն TPTP/CNF ֆայլերի տեղադրության ուղիների նշում։ Ամբողջ գործընթացը՝ սկսած ռեսուրսների կառավարումից մինչև աշխատանքային արդյունքների պահպանում, կարգավորվում է մեկ մեկնարկային հրամանով։

Այսպիսով, Vampire-ի Docker-ացված տարբերակը թույլ է տալիս արագ անցնել «սինթետիկ խնդիրների» ավտոմատ ստեղծումից անմիջապես ATP-ով լուծմանը, պահպանելով փորձերի ճշգրիտ վերահսկելիությունը և տասնյակ հազարավոր օրինակների պարամետրերի միասնականությունը։

## 2.4 GNN մոդելի նկարագրություն

Գրաֆիկական Նեյրոնային Ցանցերը (GNN-ները) նեյրոնային մոդելներ են, որոնք աշխատում են գրաֆային կառուցվածքով տվյալների վրա՝ օգտագործելով օբյեկտների (հանգույցների) միջև կապերը (եզրերը) ուսուցման համար: Վերջին տասնամյակում առաջացել են բազմաթիվ GNN ճարտարապետություններ՝ տարբեր նախագծային լուծումներով, հաղորդագրությունների փոխանցման մեխանիզմներով և ուսուցման մեթոդներով: Չկա մեկ «լավագույն» ճարտարապետություն, օպտիմալ ընտրությունը կախված է գրաֆի բնութագրերից, առաջադրանքի պահանջներից և հաշվարկային սահմանափակումներից: Հիմնական օրինակներն են Գրաֆային Կոնվուլյացիոն Ցանցերը (GCN), Գրաֆային Ուշադրության Ցանցերը (GAT), GraphSAGE-ը և Գրաֆային Իզոմորֆիզմի Ցանցերը (GIN) և այլն:

**Հաղորդագրությունների Փոխանցումը GNN-ներում, ընդհանուր ֆրեյմորք**

Ժամանակակից GNN-ների մեծ մասը կարելի է նկարագրել հաղորդագրությունների փոխանցման ֆրեյմորքով։ GNN-ի յուրաքանչյուր շերտում հանգույցները տեղեկատվություն են փոխանակում իրենց հարևանների հետ և թարմացնում իրենց սեփական ներկայացումները (հատկանիշային վեկտորները): Սա սովորաբար ներառում է երեք հիմնական փուլ՝

1. *Հաղորդագրության հաշվարկ (Message computation)* - յուրաքանչյուր հանգույց «հավաքում է» հաղորդագրություններ իր հարևաններից՝ սովորաբար օգտագործելով հարևանի հատկանիշային վեկտորները (հնարավոր է՝ վերափոխված ձևով)։ Ֆորմալ առումով, յուրաքանչյուր կողի համար (𝑗 → 𝑖), հաղորդագրություն  հաշվարկվում է հարևան 𝑗-ի հատկանիշներից (և հնարավոր է նաև 𝑖-ի կամ կողի բնութագրերից)։ Օրինակ, պարզ հաղորդագրություն կարող է լինել ուղղակի (հարևանի ընթացիկ ներկայացումը), կամ ավելի բարդ ֆունկցիա՝ , որը ներառում է նաև կողի բնութագրերը -ին:
2. *Ագրեգացում (Aggregation)* - հանգույց 𝑖-ի բոլոր հարևաններից ստացված հաղորդագրությունները միավորվում են մեկ համակցված հաղորդագրության մեջ: Ագրեգացումը պետք է լինի փոխակերպումներին անփոփոխ (կարգից անկախ)։ Տարածված տարբերակներն են՝ գումարում, միջինացում, առավելագույն արժեքի ընտրություն։ Օրինակ՝ կարելի է գումարել բոլոր հարևանների հաղորդագրությունները , կամ հաշվել դրանց միջինը: Արդյունքում ստացվում է հանգույց 𝑖-ի համար միավորված հարևանության տեղեկատվություն:
3. *Թարմացում (Update)* - ագրեգացված հաղորդագրությունն այնուհետև օգտագործվում է հանգույցի սեփական ներկայացումը (embedding) թարմացնելու համար։ Սովորաբար դա արվում է՝ միավորելով այն հանգույցի ընթացիկ ներկայացման հետ նեյրոնային ցանցի միջոցով (թարմացման ֆունկցիա)։ Օրինակ, թարմացումը կարող է լինել պարզ պերսեպտրոն՝ կամ ավելի բարդ ֆունկցիա, ինչպիսին է gated recurrent unit-ը (GRU): Որտեղ, σ-ն ոչ գծային ակտիվացիայի ֆունկցիա է (օր. ReLU, sigmoid), ‖-ը նշանակում է վեկտորների կոնկատենացիա (միավորում), 𝑊-ը ուսուցվող կշիռների մատրիցն է։ Որոշ ձևակերպումներում թարմացումը գրվում է հետևյալ կերպ՝ ։ Այստեղ *COMBINE*-ը սովորաբար նեյրոնային ցանց է, որը միավորում է հանգույցի նախկին վիճակն ու հարևաններից ստացված ագրեգացված տեղեկատվությունը։

Մի քանի հաղորդագրությունների փոխանցման շերտեր (layers) կիրառելով՝ GNN-ը թույլ է տալիս, որ յուրաքանչյուր հանգույց աստիճանաբար ներառի տեղեկատվություն գրաֆի ավելի հեռավոր հատվածներից (հանգույցի k հարևանները k շերտերից հետո): Այս ֆրեյմորքը ունիվերսալ է, կոնկրետ ճարտարապետությունները հիմնականում տարբերվում են՝ ինչպես են հաշվարկվում և ագրեգացվում հաղորդագրությունները, ինչպես է կատարվում թարմացումը։ Ստորև մենք կքննարկենք հիմնական GNN տարբերակները՝ ըստ այս չափանիշների, ինչպես նաև դրանց ուսուցման մեթոդներն ու գործնական դիտարկումները:

**Գրաֆային Կոնվոլյուցիոն Ցանցեր (GCN)**

GCN-ները կիրառում են շերտեր, որոնք յուրաքանչյուր հանգույցի հատկանիշները միջինացնում են իր 1-հոպ հարևանների հատկանիշների հետ (ներառյալ self-loop-երը)՝ կիրառելով ուսուցվող գծային փոխակերպում: Ֆորմալ բանաձև` , որտեղ՝ -ին և -ն աստիճանների մատրիցն է (degree matrix): Այս գործողությունը գրաֆի վրա կիրառում է սպեկտրալ ցածրահաճախային ֆիլտր, որը հարթեցնում է ազդանշանները՝ հարևան հանգույցների հատկանիշները համադրելով:

Ուժեղ կողմերը՝

* *Պարզություն և արագություն* - յուրաքանչյուր շերտ հիմնված է հազվադեպ (sparse) մատրից-վեկտոր բազմապատկման վրա, 2-3 շերտերը սովորաբար բավարար են համասեռ (homophilous) տվյալների համար, ինչպիսիք են՝ մեջբերումների գրաֆերը (citation networks), սոցիալական ցանցերը։
* *Հուսալի բազային մոդել* - չնայած իր հասակին (առաջարկվել է 2016թ.), GCN-ը հաճախ գերազանցում է ավելի բարդ մոդելներին չափավոր չափի հանգույցների դասակարգման (node classification) խնդիրներում, երբ գրաֆը ունի հստակ համասեռություն։

Սահմանափակումները`

* *Միատեսակ հարևանների կշռում*- բոլոր հարևանները հավասարապես են ազդում հանգույցի վրա (բացի աստիճանի նորմալացումից):
* *Բացակայում են ներկառուցված կողերի հատկանիշներ կամ կապի տեսակներ* - հետերոգեն գրաֆների համար անհրաժեշտ է լրացուցիչ ինժիներինգ:
* *Հիպերհարթեցում (over-smoothing)* - շատ շերտեր (>4) հանգեցնում են հանգույցների ներկայացումների միանմանության (ձգտում են դեպի նույն ենթատարածությունը):

GCN մոդելը հիմնականում օգտագործվում է, երբ գրաֆը փոքրից միջին չափի է, կողերի հատկանիշները հետաքրքիր չեն, մեկնաբանելիությունը առաջնային նշանակություն չունի:

**GraphSAGE (Նմուշառում և Ագրեգացում)**

GraphSAGE-ը լուծում է GCN-ի կողմից բաց թողնված երկու գործնական խնդիր՝ մասշտաբայնությունն ու ինդուկտիվ ընդհանրացումը: Յուրաքանչյուր շերտում այն ընտրում է հարևանների ֆիքսված քանակի ենթաբազմություն յուրաքանչյուր թիրախային հանգույցի համար և կիրառում է դասավորությունից անկախ ագրեգատոր (միջին, առավելագույն ագրեգացում կամ LSTM)՝ այդ հատկանիշների վրա: Հանգույցի սեփական ներկայացումը (embedding) այնուհետև միավորվում է ագրեգացված վեկտորի հետ և անցնում ուսուցվող փոխակերպման միջով:

Սահմանափակելով հարևանության չափը՝ մինի-խմբաքանակի հիշողությունն ու հաշվարկները մնում են սահմանափակված, նույնիսկ միլիոնավոր հանգույցներ ունեցող գրաֆերի դեպքում։ Ստոխաստիկությունը նաև հանդես է գալիս որպես կանոնակարգում։

Ուժեղ կողմերը՝

* *Վեբ-մասշտաբի ուսուցում* - օգտագործվում է արդյունաբերական համակարգերում, ինչպիսին է Pinterest-ի PinSAGE-ը՝ միլիարդավոր կողերով գրաֆերի վրա ուսուցման համար:
* *Ինդուկտիվություն* - սովորած պարամետրերը ֆունկցիաներ են, ոչ թե հանգույց-հատուկ վեկտորներ. դրանք ընդհանրացնում են անտեսանելի հանգույցների կամ նույնիսկ նոր գրաֆերի համար կանխատեսման փուլում:

Սահմանափակումները`

* *Տեղեկատվության հնարավոր կորուստ* - կարևոր հարևաններ կարող են բաց թողնվել, եթե նմուշի չափը չափազանց փոքր է:
* *Հիպերպարամետրերի ճշտում* - պետք է սահմանել՝ fan-out (հարևանների քանակը) յուրաքանչյուր շերտի համար, ագրեգատորի տեսակը, խորությունը (շերտերի քանակը), բացասական նմուշառման (negative-sampling) ռազմավարությունը:
* *Կողերի հատկանիշները դեռ պահանջում են հատուկ հաղորդագրության ֆունկցիաներ:*

GraphSAGE-ը սովորաբար առաջին ընտրությունն է՝ հսկայական կամ զարգացող գրաֆերի համար և այն իրավիճակների համար, որտեղ անհրաժեշտ են cold-start հանգույցների ներկայացումներ (embeddings):

**Գրաֆային Ուշադրության Ցանցեր (GAT)**

GAT-ը փոխարինում է միատեսակ միջինացումը ինքնա-ուշադրության (self-attention) մեխանիզմով։ Յուրաքանչյուր կողի համար սահմանվում է ուսուցվող կշիռ՝

Հարևանների հաղորդագրությունները դառնում են կշռված գումարներ՝

Բազմագլուխ ուշադրությունը (multi-head) կայունացնում է ուսուցումը՝ միավորելով մի քանի անկախ գլուխերի արդյունքները (միջինացում կամ concatenation):

Ուժեղ կողմերը՝

* *Անիզոտրոպ ագրեգացում* - մոդելը կարող է անտեսել աղմկոտ հարևաններին կամ ընդգծել ազդեցիկներին։
* *Մեկնաբանելիություն* – սովորած կշիռները ցույց են տալիս, թե որ կողերն են ազդել կանխատեսման վրա:
* *Աշխատում է հերերոֆիլիայի պայմաններում* - քանի որ կշիռները կախված են հատկանիշների նմանությունից, GAT-ը չի պահանջում, որ կապված հանգույցները ունենան նույն պիտակը:

Սահմանափակումները՝

* *Ծախսեր* - ուշադրության գնահատականները հաշվարկվում են յուրաքանչյուր նմուշառված կողի համար։ Հիշողության և ուշացման պահանջները մեծանում են հարևանների քանակի և ուշադրության գլուխների թվի հետ:
* *Մասշտաբավորման հնարքներ են պահանջվում* - արտադրական համակարգերում հաճախ համատեղում են GAT-ը GraphSAGE-ի ոճի հարևանների նմուշառման հետ:
* *Կողերի հատկանիշներն ըստ դիզայնի բացակայում են* - գոյություն ունեն ընդլայնումներ, ինչպիսին է edge-conditioned attention մեխանիզմը:

GAT-ը ընտրվում է երբ, հարևանների կարևորությունը խիստ անհավասար է, կարող ենք թույլ տալ հավելյալ հաշվարկային ծախսեր (ուշադրության մեխանիզմը ավելի ծանր է, քան GCN/GraphSAGE-ը) կամ արդեն կիրառում եք հարևանների նմուշառում (օգտագործելով միայն կարևոր հարևաններ՝ հաշվարկները օպտիմիզացնելու համար):

## 2.3 TPTP գրադարանի ակսիոմների օգտագործում

Մեր մոդելի ուսուցման համար տվյալների բազայի ստեղծումը սկսվում է **TPTP** գրադարանի **Axioms** պանակից ստանդարտ ակսիոմատիկ ֆայլերի (.ax) ընտրությամբ: Այս ֆայլերը հանդիսանում են անփոփոխ գիտելիքի բազա, որոնք Vampire ATP համակարգի միջոցով վերափոխվում են մեքենայական մշակման համար օպտիմալ ձևաչափի:

Ընտրված ակսիոմների բազան պատահականորեն բաժանվում է երկու մասի՝

* Ուսուցման համար (70%)՝ մոդելի վերապատրաստման նպատակով,
* Ստուգման համար (30%)՝ մոդելի արդյունավետությունը գնահատելու համար:

Այս բաժանումն ապահովում է մոդելի կատարողականության օբյեկտիվ գնահատում:

Յուրաքանչյուր *.ax* ֆայլ փոխանցվում է Vampire-ի **Clausify** ռեժիմին՝ հետևյալ հրամանի օգնությամբ՝

vampire --mode clausify --input problem.ax --output problem\_ax\_claused.txt

Այս գործընթացում առաջին կարգի տրամաբանության (FOF/TFF) արտահայտությունները ավտոմատ կերպով փոխակերպվում են *Կոնյունկտիվ Նորմալ Ձևի* (CNF), որը հանդիսանում է մեր մոդելի հիմնական մուտքային ձևաչափը: Ստացված *problem\_ax\_claused.txt* ֆայլերը պահպանվում են *Axioms\_clausified* պանակում՝ որպես տվյալների բազայի անփոփոխ հիմք:

## 2.5 Սինթետիկ տվյալների բազայի ստեղման մեթոդաբանություն

Հետազոտական աշխատանքում կիրառվում է «Forward Proposer» ալգորիթմը սինթետիկ թեորեմների ստեղծման համար, հետևյալ մոտեցմամբ՝

**1. Նախնական տվյալների պատրաստում**

* Ընտրվում է TPTP գրադարանի 10 հիմնական տիրույթներից (դաշտերի տեսություն, երկրաչափություն, խմբերի տեսություն և այլն) մեկի որևէ ակսիոմների բազա պարունակող *.ax* ֆայլ։
* Բոլոր ակսիոմները փոխակերպվում են կոնյունկտիվ նորմալ ձևի (CNF)՝ օգտագործելով Vampire ATP համակարգը։

**2. Գծային ռեզոլյուցիայի կիրառում**

* Ենթադրենք -ը դիզյունկտների հաջորդականություն Է։
* Գործընթացը սկսվում է դիզյունկտից, որը պատահականորեն ընտրվում է ակսիոմների բազայից։
* Յուրաքանչյուր քայլի համար՝
  + Վերցվում է նախորդ դիզյունկտը։
  + Իրականացվում է ռեզոլյուցիա ցանկացած այլ դիզյունկտի հետ, որի հետ հնարավոր է այն իրականացնել։
  + Ստեղծվում է նոր դիզյունկտ, որը հանդիսանում է նախորդ երկու դիզյունկտների ռեզոլվենտը։
  + Հնարավորության դեպքում, նախ կիրառվում է ֆակտորիզացիա -ի վրա։

Քանի որ յուրաքանչյուր նոր դիզյունկտ պարտադիր մասնակցում է հաջորդ քայլում, ապացույցի ծառը դառնում է ուղիղ գիծ (այստեղից էլ «գծային» անվանումը): Այնուամենայնիվ, գծային ռեզոլյուցիան պահպանում է ամբողջականությունը, այսինքն՝ տեսականորեն այն կարող է հանգել ցանկացած դիզյունկտի, որին կարող է հանգել լրիվ ռեզոլյուցիան:

**3. Դիզյունկտի չափի օպտիմալացում**

Միատեսակ նմուշառումը ռեզոլյուցիաների հանգեցնում է դիզյունկտի չափի արագ աճի:  Այդ պատճառով ամեն մի թույլատրելի եզրակացություն գնահատվում է ըստ ստացվող դիզյունկտի չափի (սինվոլների քանակով) և ընտրվում է *soft-max* բաշխմամբ՝

Որտեղ T-ն ջերմաստիճանն է, -ին եզրակացություն -ից ստացված դիզյունկտի սինվոլների քանակը: Որքան ցածր է T-ն, այնքան բարձր է նախապատվությունը կոմպակտ դրույթներին: Որքան բարձր է T-ն, այնքան ավելի մեծ է հետազոտության հնարավորությունը:

**4. Խնդրի ձևակերպում**

* N քայլերից հետո վերջնական դիզյունկտը դառնում է ապացուցման թեզ, որը Vampire ATP-ն պետք է լուծի ռեզոլուցիաներ անելով։
* Ստացվում է վավեր խնդիր՝ ։

**5. Պարամետրերի տեղադրում**

* Յուրաքանչյուր տիրույթի համար ընտրվում են օպտիմալ N և T արժեքներ՝
  + Գեներացվում է 1 միլիոն թեկնածու թեորեմ։
  + Չափվում է դժվարությունը Vampire ATP-ի միջոցով։
  + Մերժվում են պարամետրերը, եթե միջին դիզյունկտի չափը > 64 նիշ։
  + Պահպանվում են միայն այն տարբերակները, որոնք տալիս են ≥500,000 ունիկալ թեորեմ։
  + Ընտրվում է ամենադժվար տարբերակը սահմանված պայմաններում։

**6. Ուսուցման կորպուսի ստեղծում**

* Ընտրված պարամետրերով գեներացնում եմ տասնյակ միլիոններով սինթետիկ խնդիրներ։
* Այս մոտեցումն ապահովում է՝
  + Վավերություն (բոլոր թեորեմները ապացուցելի են կառուցվածքով)
  + Կառավարելի ուսուցման ծրագիր (N-ը վերահսկում է ապացույցի խորությունը)
  + Տիրույթի լրիվ ծածկույթ (բոլոր սիմվոլները գալիս են ակսիոմներից)

Այս մոտեցումը հնարավորություն է տալիս ստեղծել լայնածավալ և բազմաբնույթ ուսուցման տվյալներ, որոնք զգալիորեն գերազանցում են TPTP-ի խնդիրների քանակն ու բազմազանությունը։

# Գլուխ 3

## 3.1 Լիտերալների ունիֆիկացիայի և ռեզոլյուցիայի օժանդակ մոդուլ

Խնդիրներ գեներացնելու ընթացքում գործարկվում է հատուկ օժանդակ մոդուլ, որը կատարում է Ռոբինսոնի ունիֆիկացիայի դասական ալգորիթմը և դրան հաջորդող ռեզոլյուցիայի գործողությունը։

Ալգորիթմի էական քայլերը՝

* *Թերմերի տարանջատում* - յուրաքանչյուր լիտերալ տրոհվում է ֆունկցիայի անվան, արգումենտների և (եթե կա) ժխտման նշանի վրա։
* *Փոփոխականների փոխարինում* - փոփոխական-թերմ զույգերի համար հաշվարկվում է ամենաընդհանուր ունիֆիկատորը (MGU)՝ խուսափելով ցիկլերից (occurs‑check) և կուտակելով արդեն գտնված համապատասխանությունները։
* *Ֆունկցիոնալ համեմատություն* - համարվում են նույն արմատ անուն ունեցող և նույն արգումենտային երկարություն ունեցող թերմերը, որոնց արգումենտների վրա միևնույն ալգորիթմը կիրառվում է ռեկուրսիվ։
* *Ռեզոլյուցիա* - եթե լիտերալների զույգը լրացնում են իրար (օր. P(a) և ¬P(a) կամ տիպավորված ունիֆիկացվող տարբերակ), դրանք հեռացվում են իրենց դիզյունկտներից, իսկ մնացորդը միավորվում է մեկ նոր դիզյունկտի մեջ։

Սույն մոդուլը pipeline-ում խաղում է երկու դեր՝

* *Լիտերալների զույգերի ֆիլտրում* - այն արագ որոշում է, արդյոք տվյալ երկու լիտերալները ունիֆիկացվում են թե ոչ, եթե այո, ապա վերադարձնում է ամենաընդհանուր ունիֆիկատորը։
* *Նոր դիզյունկտների կառուցում* - գեներացված շղթայի յուրաքանչյուր քայլում հենց այս մեխանիզմով է ստացվում հաջորդ դիզյունկտը (ռեզոլվենտը)։

## 3.2 Սինթետիկ աքսիոմների գեներացում

Դիզյունկտների բազան ստեղծվում է ոչ միայն TPTP գրադարանի առկա ակսիոմներից, այլ նաև սինթետիկ եղանակով գեներացված աքսիոմների միջոցով։ Սինթետիկ աքսիոմների ավտոմատ գեներացիան հնարավորություն է տալիս ստեղծել բազմազան և վերահսկելի բարդության թեստային տվյալներ որոնք չեն վերաբերվում կոնկրետ ոլորտի։

Սինթետիկ աքսիոմների ստեղծման համար մշակվել է հատուկ Python մոդուլ (generate\_axioms.py), որը թույլ է տալիս՝

* Գեներացնել տարբեր քանակի պրեդիկատային սիմվոլներ, փոփոխականներ և հաստատուններ։
* Կարգավորել դիզյունկտների նվազագույն և առավելագույն երկարությունը։
* Կարգավորել պրեդիկատների և ֆունկցիաների առավելագույն արգումենտների քանակը։

Գեներատորը կառուցում է ոչ տրիվիալ դիզյունկտներ, խուսափելով՝

* Հակասություններից նույն դիզյունկտի ներսում (օրինակ՝ p(X) | ¬p(X)):
* Միևնույն լիտերալի կրկնություններից:
* Բազմաթիվ հաստատունների առկայությունից նույն դիզյունկտում, ինչը կարող է հանգեցնել անարդյունավետ ռեզոլյուցիայի:

Գեներացված աքսիոմները պահպանվում են ստանդարտ TPTP .ax ֆայլերում՝ fof(...) ֆորմատով, օրինակ՝

fof(u1, axiom, (pred1(X0) | ~pred2(X0,X1))).

fof(u2, axiom, (pred3(X2,X1) | pred2(X0,func\_f(X1)) | ~pred4(X0))).

## 3.3 Սինթետիկ խնդիրների գեներացում

**ՔԱՅԼ 1 - աքսիոմների ներբեռնում:**

Ծրագիրը բացում է տրված TPTP ֆորմատի աքսիոմների ֆայլը (օրինակ՝ CAT001.ax\_claused.txt-ի նման) և փոխանցում է օժանդակ մոդուլի առաջին ֆունկցիային։ Այն կարդում է ամբողջ բովանդակությունը որպես տեքստ, հեռացնում է %-ով սկսվող մեկնաբանությունները, ապա յուրաքանչյուր cnf(...) տրամաբանական տողը բաժանում է անուն-դեր-լիտերալներ բաղադրիչների։ Արդյունքում ստացվում է Python-ի «դիզյունկտների ցանկ», որը պահվում է հիշողության մեջ՝ հետագա քայլերում հեշտությամբ մշակելու համար։

**ՔԱՅԼ 2 - դիզյունկտային շղթայի կառուցում։**

Հիմնական սցենարի ֆունկցիան ընտրում է պատահական աքսիոմ և սկսում է հաջորդականություն կառուցել՝

* Արագորեն որոնում է բոլոր հնարավոր ռեզոլվենցիաները -ի և մնացած աքսիոմների միջև։
* Հավանականությունների հիման վրա ընտրում է մեկ «առաջնահերթ» ելք՝ ստանալով դիզյունկտը։
* Նույն գործընթացը կրկնում է մինչև հասնում է նախորոշված N երկարությանը (օրինակ՝ 10 քայլ)

Այսպես ձևավորվում է շղթան, որտեղ յուրաքանչյուր հաջորդ դիզյունկտ սովորաբար նվազեցնում է լիտերալների քանակը և պահպանում է տրամաբանական հետևողականությունը նախորդների նկատմամբ։

**ՔԱՅԼ 3 - վարկածի ժխտում։**

Վերջնակա ​դիզյունկտը ստանալուց հետո այն տրոհվում է առանձին լիտերալների։ Յուրաքանչյուր լիտերալ ժխտվում է (օր. p(X)→¬p(X)), և այդ նոր, մեկական դիզյունկտները ֆայլում գրանցվում են «negated\_conjecture» դերով։ Ստացված ֆայլում այս մասը կունենա հետևյալ տեսքը՝

cnf(cn\_neg1, negated\_conjecture, (¬p(X))).

Այս քայլը անհրաժեշտ է, որպեսզի ապացուցումը կատարվի հերքման (refutation) սխեմայով՝ ակսիոմներին ավելացնելով վարկածի ժխտումն ու ցուցադրելով, որ միասնական բազմությունը անբավարարելի է։

**ՔԱՅԼ 4 - խնդրի ձևավորում TPTP ֆորմատով։**

ԿՆՁ-ի բերված աքսիոմներն ու նոր ստեղծված ժխտված վարկածը միավորվում են և դասավորվում են cnf(...) կառուցվածքով։ Արդյունքում ստացվում է լիարժեք *.p* ֆորմատի խնդիր, որը կարելի է անմիջապես փոխանցել Vampire-ին։

**ՔԱՅԼ 5 - ռեզոլյուցիայի ենթակա զույգերի ցուցակ։**

Դիզյունկտների բազմությունն արդեն պատրաստ է, և ծրագիրը հերթով ստուգում է դրանցում եղած բոլոր լիտերալ‑զույգերը։ Ամեն մի զույգ, որի լիտերալները լրացնում են իրար (օրինակ՝ P և ¬P) և անհրաժեշտության դեպքում, ունիֆիկացվում են, ավելացվում են «resolvable\_pairs» ցանկում։ Յուրաքանչյուր նման գրառում պարունակում է՝

* clauseA\_index, literalA\_index - առաջին դիզյունկտում լիտերալի դիրքը,
* clauseB\_index, literalB\_index - երկրորդ դիզյունկտում լրացուցիչ լիտերալի դիրքը

Այս ցանկը հանդիսանում է բոլոր հնարավոր «քայլերի» ամբողջական նկարագրությունը, որոնք ապացուցիչը կարող է կատարել տվյալ վիճակում։ Հետագայում այս հավաքածուն ծառայում է որպես թեկնածու դասակարգում GNN-ի համար, որտեղ մոդելը պետք է սովորի տարբերակել «լավագույն» (best\_pair) և «այլ» հնարավորությունները։

**ՔԱՅԼ 6 - պիտակավորված JSONL գրառում։**

Ամբողջ գործընթացն ամփոփվում և պահպանվում է կոմպակտ JSON տողի տեսքով՝

{"clauses":[...], "resolvable\_pairs":[...], "best\_pair":{...}}

Նման գրառումները պահվում են Res\_Pairs/...jsonl ֆայլում, հետևելով «մեկ տող = մեկ խնդիր» սկզբունքին։ Այս մոտեցումն ապահովում է՝

* **Հստակ պիտակավորում** – «best\_pair»-ը հանդիսանում է դրական օրինակ մոդելի ուսուցման համար։ «resolvable\_pairs»-ի մյուս տարրերը ծառայում են որպես բացասական/չեզոք օրինակներ։
* **Արդյունավետ մշակում** – JSONL ֆորմատը թույլ է տալիս աճող ձևաչափով աշխատել։ Համատեղելի է PyTorch/TensorFlow data loader-ների հետ առանց ամբողջ ֆայլը հիշողություն բեռնելու։
* **Ընդլայնելիություն** – նոր խնդիրների ավելացումն իրականացվում է ֆայլի վերջում նոր տող ավելացնելով։ Պահպանվում է տվյալների ամբողջականությունն ու կառուցվածքը։

Քանի որ տվյալների գեներացման պահին դեռևս անհայտ է, թե որ լիտերալ‑զույգը կհանգեցնի արդյունավետ ռեզոլյուցիայի, «best\_pair» դաշտը սկզբում ստեղծվում է դատարկ ({}) / null արժեքով։

**ՔԱՅԼ 7 - TPTP պատճենի պահպանում։**

Նույն խնդիրը պահպանվում է նաև առանձին՝ TPTP ֆորմատով, որպեսզի ցանկացած պահի հնարավոր լինի վերահաստատել ապացուցման գործընթացը և տվյալների ամբողջականությունը։ Պահպանվում է Gen\_Problems/ պանակում որպես *.p* ֆայլ։

**ՔԱՅԼ 8 - բազմակի գեներացիա։**

Գլխավոր ցիկլը (for k in range(num\_examples)) համակարգված կերպով նորից անցնում է ՔԱՅԼ 1 → ՔԱՅԼ 7 ճանապարհը՝ յուրաքանչյուր կրկնության համար փոփոխելով՝

* *Շղթայի երկարություն (N)* - փոփոխական ապացուցման խորություն
* *Ջերմաստիճան (T)* - տարբերակում է պատահական ընտրության աստիճանը
* *Աքսիոմների ենթաբազմություն* - օգտագործում է տարբեր թեմատիկ խմբեր (SET, ALG, ...)
* *Սերմի արժեք (random.seed(k))* - ապահովում է եզակիություն և կրկնությունների բացառում

Վերջնական արդյունքը հանդիսանում է՝

* Հավասարակշռված խնդիրների հավաքածու՝ պարունակելով
  + 30% հեշտ օրինակներ
  + 50% միջին դժվարության օրինակներ
  + 20% բարդ օրինակներ
* Ուսուցման օպտիմալ պայմաններ՝ ապահովելով
  + Մոդելի կայուն ուսուցում
  + Չկողմնակալված կանխատեսումներ
  + Լայն թեմատիկ ծածկույթ

Այս իտերատիվ գործընթացը հնարավորություն է տալիս ստեղծել տարբեր դժվարության մակարդակի խնդիրներ, որոնք անհրաժեշտ են մեքենայական ուսուցման մոդելի համակողմանի զարգացման համար։

**ՔԱՅԼ 9 - արդյունքների օգտագործում։**

Գեներացիայի ավարտից հետո յուրաքանչյուր օրինակ ստացվում է երկու զուգահեռ ձևաչափով՝

* *TPTP/CNF փաթեթ* - CNF ֆորմատով աքսիոմներ և ժխտված վարկածներ՝ պատրաստ Vampire-ին փոխանցելու համար։
* *JSONL պիտակավորված ֆայլեր* - պատրոաստ GNN մոդելի supervised ուսուցման, fine‑tune կամ վերաորակավորման համար։

## 3.4 Խնդիրների լուծում և ապացույցների մշակում

Այս ենթաբաժինը ներկայացնում է pipeline-ի այն քայլը, որը ավտոմատ կերպով գործարկում է Vampire ATP-ն սինթետիկ խնդիրների հավաքածուի վրա և յուրաքանչյուր խնդրի համար ստացված ապացույցի պատասխանից դուրս է բերում ընտրված զույգը, որպես «best\_pair» լիտերալ-զույգ։ Վերջինս պիտակավորվում է տվյալների JSONL ֆայլում և հետագայում ծառայում է մոդելի ուսուցման համար։

**ՔԱՅԼ 1 - Խնդիրների լուծում։**

solve\_problems\_ATP.py սկրիպտը հնարավորություն է տալիս մեկ սեղմումով լուծել Gen\_Problems/ պանակի բոլոր .p ֆայլերը և արդյունքները պահպանել Output/ պանակում որպես <basename>\_solved.txt ֆայլեր։

Այն լուծում է խնդիրները օգտագործելով մեր ստեղծած Vampire ATP-ի Docker image-ը և գործարկում է այն, որպես Docker կոնտեյներ։ Սկրիպտի հիմնական ֆունկցիան է run\_docker\_solve\_command()-ը, որը՝

* Ստեղծում է output\_dir (եթե այն գոյություն չունի)։
* Կազմում է Docker հրամանը երկու bind‑mount թղթապանակներով (մուտքային և ելքային), որոնք վերցվում են հիմնական համակարգչից։
* Կոնտեյների ներսում for ցիկլով կանչում է՝ ./vampire --mode casc --proof\_extra full -t 100, որտեղ ընտրված --proof\_extra full ռեժիմը ապահովում է լրացուցիչ մետատվյալները ապացույցի մեջ որպեսզի հետագայում կարողանանք ապացույցից դուրս բերել Vampire ATP-ի կողմից ընտրված «best\_pair» լիտերալ-զույգերը։

**ՔԱՅԼ 2 - Ապացույցների մշակում։**

Այս փուլում գործարկվում է extract\_literals\_from\_solution.py ֆայլը, որը՝

* Սկանավորում է ապացույցը ներքևից վերև (Vampire ATP-ում լուծման քայլերի հերթականությունն այդպիսին է), գտնում առաջին ռեզոլուցիոն քայլը։ Այդ տողում նշված է ռեզոլվենտը և այն դիզյունկտների իդենտիֆիկատորները որոնք ընտրվել եին ռեզոլուցիայի համար։ Հաջորդող տողերում գրված են նաև այդ դիզյունկտների ամբողջական տեսքը։
* Ապացույցից ստացված դիզյունկտների իդենտիֆիկատորներով գտնում է այդ դիզյունկտները Res\_Pairs/ պանակում զետեղված այդ խնդրի .jsonl տիպի ֆայլում։ Եթե համընկնում չի գտնվում, ապա կատարվում է դանդաղ O(n) տեքստային համեմատություն, որը համեմատում է դիզյունկտների ամբողջական տեքստերը։
* Քանի, որ Vampire ATP-ում նշված չէ թե դիզյունկտների կոնկրետ, որ լիտերալներն են մասնակցել ռեզոլուցիայի համար ծրագիրը ունենալով սկզբնական դիզյունկտները և ստացված ռեզոլվնտը ստուգում է թե որ լիտերալներն են բացակայում և ստանում է թե դիզյունկտների որ լիտերալներն են ունիֆիկացվել։
* Գտնում է այդ լիտերալների ինդեքսները .jsonl ֆայլում։
* Ստուգում է արդյոք .jsonl ֆայլի «resolvable\_pairs» ցանկը պարունակի տվյալ զույգը, թե ոչ։ Եթե ոչ, ապա ավելացնում է։
* «best\_pair» նշում է դուրս բերված դիզյունկտների և լիտերալների ինդեքսները, որպես լավագույն ընտրություն։

Հաշվարկային բարդությունը O(N x L) է։ Այստեղ N-ը ապացույցում գրված դիզյունկտների թիվն է, իսկ L-ը մեկ դիզյունկտի միջին լիտերալների քանակը։ Միջին ապացույց (~200 դիզյունկտ) մշակվում է < 0.1 վարկյանում։

Արդյունքում .jsonl ֆայլերում հայտնվում է «best\_pair» դաշտը, որը մատնանշում է տվյալ խնդրում լավագույն ռեզոլյուցիոն զույգը։

## 3.5 Մեքենայական ուսուցման մոդելի ուսուցում

Այս բաժինը ներկայացնում է լիտերալների ընտրության խնդրի լուծման համար գրաֆային նեյրոնային ցանցի (GNN) մոդելի ուսուցման գործընթացը։ GNN մոդելը նախատեսված է ռեզոլյուցիայի ընթացքում լավագույն լիտերալ-զույգի ընտրության համար՝ հիմնվելով դիզյունկտների կառուցվածքային հատկանիշների վրա։

**ՔԱՅԼ 1 - Լիտերալների ներկայացում։**

Մեր մոդելում յուրաքանչյուր լիտերալ ներկայացվում է թվային հատկանիշների վեկտորի տեսքով, որը ներառում է՝

* Լիտերալի նշանը (դրական/բացասական) - 1 բիթ,
* Պրեդիկատի իդենտիֆիկատորը - ամբողջ թիվ (ինդեքս),
* Արգումենտների տիպերը (max\_args=8) - յուրաքանչյուրը կոդավորված հետևյալ կերպ՝
  + 0՝ փոփոխական (օր.՝ X, Y),
  + 1՝ հաստատուն (օր.՝ a, b),
  + 2՝ ֆունկցիոնալ թերմ (օր.՝ f(x)),
  + -1՝ լրացնող արժեք (padding), եթե արգումենտների քանակը 8-ից պակաս է,
* Պրեդիկատի ներկառուցում (embedding) - հում ինդեքսը փոխարինվում է 16 չափանի սովորելի ներկառուցմամբ։

Այս եղանակով յուրաքանչյուր լիտերալ վերածվում է 25 չափանի թվային վեկտորի, որը պահպանում է նրա իմաստաբանական (սեմանտիկ) հատկությունները։

**ՔԱՅԼ 2 - Գրաֆի կառուցում։**

Խնդրի գրաֆային ներկայացման համար կիրառվում է հետևյալ մոտեցումը՝

* *Գագաթներ (Vertices)* - գրաֆի յուրաքանչյուր գագաթ համապատասխանում է մեկ լիտերալի։ Յուրաքանչյուր գագաթի հատկանիշները լիտերալի վեկտորային ներկայացումն է։
* *Կողեր (Edges)* - գրաֆի կողերը ստեղծվում են այն լիտերալների զույգերի միջև, որոնք կարող են ռեզոլյուցիայի ենթարկվել: Կողերն ունեն երկկողմանի բնույթ, որը հեշտացնում է հաղորդագրությունների փոխանցումը գրաֆում։
* *Պիտակներ (Labels)* - յուրաքանչյուր կող ունի երկուական պիտակ՝ 1 (լավագույն զույգ) կամ 0 (ոչ լավագույն զույգ)։ Այս պիտակները վերցվում են «best\_pair» դաշտից, որը լրացվել է Vampire ATP-ի լուծումներից։

Հավաքածուի յուրաքանչյուր նմուշ փոխակերպվում է վերոնշյալ գրաֆի, որը հետո օգտագործվում է GNN մոդելի ուսուցման համար։

**ՔԱՅԼ 3 - Մոդելի ճարտարապետություն։**

Մեր ռեզոլյուցիայի համար մշակվել է հատուկ GraphSAGE հիմքով GNN մոդել։ Այն ունի հետևյալ կառուցվածքը՝

* *Հաղորդագրությունների փոխանակում (Message Passing)* - երկու SAGEConv շերտ, որոնք լիտերալների հատկանիշները տարածում են գրաֆի կողերի միջոցով։ Յուրաքանչյուր գագաթ հավաքում է տեղեկատվություն իր հարևաններից՝ ստեղծելով ավելի հարուստ ներկայացում։
* *Կողերի դասակարգում (Edge Classification)* - կողերի դասակարգման MLP (Multi-Layer Perceptron), որը վերցնում է երկու հարևան գագաթների հատկանիշների կոնկատենացիան և կանխատեսում է, թե արդյոք տվյալ կողը պետք է ընտրվի որպես ռեզոլյուցիայի լավագույն թեկնածու։

Մոդելի ներքին չափերը ներառում են՝

* Գագաթի հատկանիշների չափը՝ 25 (լիտերալի ներկայացումը)։
* Թաքնված շերտի չափը՝ 64 (հարուստ ներկայացման համար)։
* Ելքային չափը՝ 2 (երկու դաս՝ լավագույն/ոչ լավագույն)։

**ՔԱՅԼ 4 - Ուսուցման գործընթաց։**

Ուսուցումն իրականացվում է հետևյալ քայլերով՝

* *Տվյալների բաժանում* - տվյալների հավաքածուն բաժանվում է ուսուցման (80%) և թեստավորման (20%) բազմությունների՝ մոդելի ընդհանրացումը գնահատելու համար։
* *Պարտիաների ձևավորում (Batching)* - գրաֆները խմբավորվում են պարտիաների մեջ (batch\_size=8)՝ զուգահեռ մշակման համար, ինչը զգալիորեն արագացնում է ուսուցումը։
* *Կշռված կորուստի ֆունկցիա* - քանի որ տվյալները անհավասարակշիռ են (դրական օրինակները շատ ավելի քիչ են, քան բացասականները), օգտագործվում է կշռված խաչաձև էնտրոպիայի ֆունկցիա՝ weight=[1.0, 3.0], որը ավելի մեծ կարևորություն է տալիս դրական օրինակներին։
* *Օպտիմիզացիա* - Adam օպտիմիզատորն օգտագործվում է մոդելի պարամետրերի թարմացման համար, հիմնականում 1e-3 կամ 1e-4 ուսուցման արագությամբ (learning rate)։

**ՔԱՅԼ 5 - Checkpoint-երի պահպանում և fine-tuning։**

Ուսուցման գործընթացի կարևոր մասն է մոդելի checkpoint-երի պահպանումը, որը թույլ է տալիս՝

* Պահպանել լավագույն մոդելը ուսուցման ընթացքում։
* Շարունակել ուսուցումը նախկինում պահպանված վիճակից։
* Իրականացնել fine-tuning՝ նոր տվյալների վրա հիմնվելով։

Այս մոտեցումը հատկապես արդյունավետ է տարբեր թեմատիկ ոլորտների ռեզոլյուցիոն խնդիրների համար։ Օրինակ, մենք կարող ենք նախապես ուսուցանել մոդելը ընդհանուր խնդիրների վրա, ապա fine-tune անել այն կոնկրետ տիրույթի (օր.՝ հավասարությունների թեորիա, բազմությունների թեորիա և այլն) խնդիրների համար։

**ՔԱՅԼ 6 - Մետրիկաների մոնիտորինգ և վերլուծություն։**

Ուսուցման ընթացքում մենք հետևում ենք հետևյալ մետրիկաներին՝

* *Կորուստի արժեք (Loss)* - ցույց է տալիս, թե որքան հեռու է մոդելը օպտիմալ լուծումից։
* *Ուսուցման ճշգրտություն (Training Accuracy)* - մոդելի կատարողականը ուսուցման տվյալների վրա։
* *Թեստային ճշգրտություն (Test Accuracy)* - մոդելի կատարողականը թեստային տվյալների վրա։

Մոդելը սովորաբար ուսուցանվում է 10-30 էպոխաների ընթացքում, կախված տվյալների քանակից և բարդությունից։ Վերջնական մոդելն ունի մոտ 85-95% ճշգրտություն թեստային բազմության վրա՝ ցույց տալով լավ ընդհանրացում նոր, չտեսնված խնդիրների համար։

**ՔԱՅԼ 7 - Բազմապլատֆորմային համատեղելիություն։**

Մոդելը մշակվել է այնպես, որ կարողանա աշխատել տարբեր հարթակներում՝

* CPU-ի վրա՝ սահմանափակ ռեսուրսներով միջավայրերում։
* GPU-ի վրա՝ արագացված ուսուցման համար (CUDA միջոցով)։

Սա ապահովում է, որ մեքենայական ուսուցման մոդելը կարող է օգտագործվել տարբեր համակարգիչների վրա, ներառյալ աշխատակայաններ և սերվերային պլատֆորմներ։

**ՔԱՅԼ 8 - Պրեդիկատների ավտոմատ հավաքագրում։**

Նկատի ունենալով, որ տարբեր խնդիրներ կարող են պարունակել տարբեր պրեդիկատներ, մոդելի ուսուցման համակարգը ներառում է ավտոմատ պրեդիկատների հավաքագրման մեխանիզմ։ Այն՝

* Տվյալների հավաքածուից դուրս է բերում բոլոր եզակի պրեդիկատները։
* Ստեղծում է պրեդիկատ-ինդեքս համապատասխանեցման բառարան։
* Համապատասխանեցնում է այս ինդեքսները լիտերալների ներկայացման մեջ։

Այս մոտեցումը թույլ է տալիս մոդելին հարմարվել տարբեր պրեդիկատների հավաքածուների և նոր, չտեսնված պրեդիկատների հետ՝ պահպանելով հնարավորին մոդելի ընդհանրացման հատկությունը։

## 3.6 Մոդելի թեստավորում

Այս բաժինը ներկայացնում է մոդելի արդյունավետության գնահատումը։ Թեստավորման հիմնական նպատակն է պարզել, թե որքանով է մոդելով ուղղորդված լիտերալների ընտրությունը գերազանցում ստանդարտ (կույր) մոտեցումը ապացուցման գործընթացում։

Թեստավորումը հիմնված է երկու տարբեր մոտեցումների համեմատության վրա՝

* *Կույր ռեզոլյուցիա (Brute-force resolution)* - այս մոտեցումը փորձում է բոլոր հնարավոր լիտերալների զույգերը հերթականությամբ՝ առանց որևէ մեթոդի կիրառության կամ առաջնահերթության։
* *GNN-ուղղորդված ռեզոլյուցիա (GNN-guided resolution)* - այս մոտեցումը կիրառում է մեր ուսուցանված մոդելը յուրաքանչյուր քայլում լավագույն լիտերալների զույգը ընտրելու համար։

ասդ

ասդդաս

# ԵԶՐԱԿԱՑՈՒԹՅՈՒՆՆԵՐ և ԱՌԱՋԱՐԿՈՒԹՅՈՒՆՆԵՐ

ասդասդասդա

# ՕԳՏԱԳՈՐԾՎԱԾ ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ

Գրքեր՝

1. Ч.Чень, Р.Ли Математическая логика и автоматическое доказательство теорем
2. L. Bachmair, H. Ganzinger, Resolution Theorem Proving

Նյութեր համացանցից՝

1. <https://arxiv.org/abs/2103.03798>
2. <https://vprover.github.io/>
3. <https://www.tptp.org/>
4. <https://theaisummer.com/gnn-architectures/>
5. <https://distill.pub/2021/gnn-intro/>

Սդադ