

ՀՀ ԳԱԱ ԻՆՖՈՐՄԱՏԻԿԱՅԻ ԵՎ ԱՎՏՈՄԱՏԱՑՄԱՆ ՊՐՈՔԼԵՄՆԵՐԻ ԻՆՍՏԻՏՈՒՏ

Աբրոյան Նարեկ Հովհաննեսի

**ՏՎՅԱԼՆԵՐԻ ՎԵՐԼՈՒԾՈՒԹՅԱՆ ԻՐԱԿԱՆ ԺԱՄԱՆԱԿԻ ՀԱՄԱԿԱՐԳԵՐՈՒՄ
ՎՃԻՌՆԵՐԻ ԿԱՅԱՑՄԱՆ ՄԻՋՈՑՆԵՐԻ ՄՇԱԿՈՒՄ**

Ե.13.04 – «Հաշվողական մեքենաների, համալիրների, համակարգերի և ցանցերի մաթեմատիկական և ծրագրային ապահովում» մասնագիտությամբ տեխնիկական գիտությունների թեկնածուի գիտական աստիճանի հայցման ատենախոսության

Ս Ե Ղ Մ Ա Գ Ի Ր

Երևան – 2019

ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ ИНФОРМАТИКИ И АВТОМАТИЗАЦИИ НАН РА

Аброян Нарек Оганесович

**РАЗРАБОТКА СРЕДСТВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В СИСТЕМАХ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ
АНАЛИЗА ДАННЫХ**

А В Т О Р Е Ф Е Р А Т

диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.04 «Математическое и программное обеспечение вычислительных машин, комплексов, систем и сетей»

Ереван – 2019


Ատենախոսության թեման հաստատվել է Հայաստանի ազգային պոլիտեխնիկական համալսարանում:

Գիտական ղեկավար՝	տեխ.գիտ.թեկնածու	Ռ.Գ.Հակոբյան
Պաշտոնական ընդդիմախոսներ՝	Ֆիզ.-մաթ.գիտ.դոկտոր տեխ.գիտ.թեկնածու	Մ.Ե.Հարությունյան Ա.Կ.Ասլանյան
Առաջատար կազմակերպություն՝	Երևանի կապի միջոցների գիտահետազոտական ինստիտուտ	

Պաշտպանությունը կայանալու է 2019թ. հունիսի 11-ին, ժ.16:00-ին ՀՀ ԳԱԱ Ինֆորմատիկայի և ավտոմատացման պրոբլեմների ինստիտուտում գործող 037 «Ինֆորմատիկա» մասնագիտական խորհրդի նիստում, հետևյալ հասցեով՝ Երևան, 0014, Պ. Սևակի 1:

Ատենախոսությանը կարելի է ծանոթանալ ՀՀ ԳԱԱ ԻԱՊԻ գրադարանում:
Սեղմագիրը առաքված է 2019թ. մայիսի 2-ին:

037 մասնագիտական խորհրդի գիտական քարտուղար, ֆիզ.-մաթ.գիտ.դոկտոր

 Հ.Գ.Սարուխանյան

Тема диссертации утверждена в Национальном политехническом университете Армении.

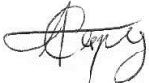
Научный руководитель:	кандидат тех. наук	Р.Г.Акопян
Официальные оппоненты:	доктор физ.-мат. наук кандидат тех. наук	М.Е.Арутюнян А.К.Асланян
Ведущая организация:	Ереванский научно-исследовательский институт средств связи	

Защита состоится 11-ого июня 2019г. в 16:00 на заседании специализированного совета 037 «Информатика» Института проблем информатики и автоматизации НАН РА по адресу: 0014, г. Ереван, ул. П. Севака 1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ИПИА НАН РА.

Автореферат разослан 2-ого мая 2019г.

Ученый секретарь специализированного совета
037, доктор физ.-мат.наук

 А.Г.Саруханян

ԱՇԽԱՏԱՆՔԻ ԸՆԴՀԱՆՈՒՐ ԲՆՈՒԹԱԳԻՐԸ

Աշխատանքի արդիականությունը: Ներկայումս բազմաթիվ ոլորտներում դիտվում է մարդկային ոչ միայն ֆիզիկական, այլ նաև մտավոր աշխատանքն ամբողջությամբ կամ մասնակիորեն հաշվողական, տեխնիկական միջոցներով փոխարինելու գործընթաց: Մարդկային մտավոր աշխատանքին փոխարինելու համար առաջանում է մարդկային բանականությանը նմանակող կամ փոխարինող գործիքամիջոցի (արհեստական բանականության) ստեղծելու խնդիր: Որպես օրինակ կարող են ներկայացվել պատկերներում օբյեկտների ճանաչման, պատկերներից տեքստերի գեներացման, տեքստերի թարգմանության, ձայնային հրահանգների ճանաչման, ինքնակառավարվող մեքենաների, ինչպես նաև տարբեր ոլորտներում վճիռների կայացման խնդիրները:

Որպես վճիռների կայացման խնդրի օրինակ կարելի է ներկայացնել բժշկական ախտորոշման կամ ինտերնետ բանկային ծառայության միջոցով բանկի հաճախորդի կողմից վարկի հայցի բավարարման խնդիրները: Ներկայումս վերը նշված և նման գրեթե բոլոր խնդիրները, հիմնականում, փորձում են լուծել արհեստական բանականության ճյուղ հանդիսացող մեքենայական ուսուցման միջոցով (անգլ.՝ machine learning):

Այս աշխատանքի շրջանակներում թվարկվածներից ուսումնասիրվում են վճիռների կայացման խնդիրները: Վերջիններս կարող են հեշտությամբ մոդելավորվել և բերվել մեքենայական ուսուցման դասակարգման խնդիրների: Ավելին, աշխատանքի շրջանակներում ուսումնասիրվում են վճիռների կայացման խնդիրներն իրական ժամանակի համակարգերում: Նման համակարգերն օժտված են մի շարք առանձնահատկություններով, որոնք առավել բարդ են դարձնում մեքենայական ուսուցման կիրառումը վճիռների կայացման խնդրի լուծման համար: Մասնավորապես իրական ժամանակի համակարգերում ինֆորմացիան ժամանակի ընթացքում կարող է անընդհատ փոփոխվել նախօրոք ունեցած և փորձագետների կողմից տրամադրված տվյալների նկատմամբ, հետևաբար առաջանում է համակարգի թարմացման խնդիր: Ստացվում է, որ վճիռների կայացման համակարգը պետք է լինի հարմարվողական (adaptive):

Վերջին մի քանի տարիների ընթացքում և ներկայումս տարվում են որոշ հետազոտություններ՝ իրական ժամանակի համակարգերում մեքենայական ուսուցման խնդիրների արդյունավետ լուծումներ գտնելու համար, սակայն դեռ գոյություն չունի հանրահայտ և լավ փորձված մեթոդ, որը հնարավորություն կտա լուծել այդ խնդիրը՝ ապահովելով և՛ կանխատեսումների բարձր ճշտություն, և՛ իրական ժամանակի համակարգերին բնորոշ հատկությունների իրականացում: Ավելին, հաշվի առնելով ոլորտի առանձնահատուկ բնույթը՝ մեծաթիվ հետազոտություններ և աշխատանքներ, որոնք կատարվում են անհատ մասնագետների կամ ֆինանսական ընկերությունների կողմից, չեն հրապարակվում՝ առավելագույն շահույթ հետապնդելու նպատակով:

Սույն աշխատանքի շրջանակներում կատարվող հետազոտություններն ուղղված են նկարագրված խնդրի լուծմանը: Խնդրի լուծումը հնարավորություն կտա բարձրացնել իրական ժամանակի համակարգերում վճիռների կայացման ճշտությունը՝ հաշվի առնելով այդ տեսակի համակարգերի առանձնահատկությունները, ինչպես նաև նվազագույնի հասցնել մարդկային գործոնը՝ բարձրացնելով համակարգի կողմից կատարված վճիռների նկատմամբ վստահությունը:

Աշխատանքի նպատակն է տվյալների վերլուծության իրական ժամանակի համակարգերում վճիռների կայացման մեթոդների հետազոտումը և մշակումը: Այդ նպատակին հասնելու համար դրվել և լուծվել են հետևյալ խնդիրները.

- մշակել նեյրոնային ցանցերի միջոցով իրական ժամանակի համակարգերում տվյալների դասակարգման եղանակներ,
- մշակել մեթոդ, որը կունենա կանխատեսումների բարձր ճշտություն՝ իր մեջ ներառելով իրական ժամանակի համակարգերում վճիռների կայացման առանձնահատկությունները,
- մշակել վերը նշված մեթոդն իրագործող մոդել և մոդելի օպտիմալ կառուցվածքի փնտրման ու կառուցման ալգորիթմ,
- կատարել փորձարկումներ նշված կետերի համար և համեմատել գրականությունում առկա արդյունքների հետ:

Գիտական նորույթ:

- Առաջարկվել է իրական ժամանակի համակարգերում միաշափ փաթեյթային և կրկնվող նեյրոնային ցանցերի կիրառման եղանակներ, որոնք ի տարբերություն գոյություն ունեցողների, չեն պահանջում մուտքային տվյալների կառուցվածքի նախնական ձևափոխում՝ բարձրացնելով ուսուցման և դասակարգման կանխատեսումների արագագործությունն ու ճշտությունը:
- Մշակվել է հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ նոր մեթոդ, որն ի տարբերություն գոյություն ունեցողների, կարող է պարունակել դասակարգման դիսկրիմինատիվ տարբեր ալգորիթմներ: Առաջարկվող հիբրիդ մեթոդն իր մեջ ամփոփում է երկու տեսակի ալգորիթմների առավելությունները՝ ձեռք բերելով հարմարվողականություն, բացակայող արժեքներով տվյալների հետ արդյունավետ աշխատելու կարողություն և բաղկացուցիչ ալգորիթմների համեմատ կանխատեսումների բարձր ճշտություն:
- Մշակվել է հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդն իրագործող մոդել ու մոդելի օպտիմալ կառուցվածքի փնտրման և կառուցման նոր ալգորիթմ, որի միջոցով հնարավոր է գտնել կանխատեսումների ամենաբարձր ճշտությունն ունեցող մոդելի կառուցվածքը:

Աշխատանքի գործնական նշանակությունը: Ստացված գիտական արդյունքները գործնականում կարող են կիրառվել բազմապիսի համակարգերում, որտեղ լուծվում են վճիռների կայացման խնդիրներ, խիստ կարևոր է համակարգի կանխատեսումների ճշտության բարձր մակարդակը, մշակվում են իրական ժամանակի տվյալներ: Մասնավորապես կարելի է կիրառել ֆինանսական համակարգում՝ կեղծ գործարքների հայտնաբերման, վարկի հայցի բավարարման և նմանատիպ այլ խնդիրների լուծման համար: Ինչպես նաև արդյունքները հնարավոր են կիրառելի լինել նաև ոչ իրական ժամանակի համակարգերում՝ վճիռների կայացման խնդիրների լուծման համար:

Աշխատանքի շրջանակներում ստացված արդյունքների հիման վրա գրվել է ծրագրային գործիքամիջոց, որը հնարավորություն է տալիս տվյալների մուտքային հավաքածուի համար կատարել նեյրոնային ցանցերի, մշակված հիբրիդ մեթոդի մոդելի կառուցում և ուսուցում, որն այնուհետև կարելի է կիրառել վճիռների կայացման

կանխատեսումներ կատարելու համար: Ստեղծվել է նաև ծրագրային փաթեթ, որը տալիս է նկարագրված գործիքամիջոցի գործնական փորձարկման հնարավորություն:

Պաշտպանության են ներկայացվում հետևյալ դրույթները.

- Միաչափ փաթույթային և կրկնվող նեյրոնային ցանցերի կիրառման եղանակներ, որոնք կիրառելի են իրական ժամանակի տվյալների դասակարգման խնդրում:
- Հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ նոր մեթոդ, որն իր մեջ ամփոփում է երկու տեսակի ալգորիթմների առավելությունները և կիրառելի է իրական ժամանակի համակարգերում վճիռների կայացման խնդրում կանխատեսումներ կատարելու համար:
- Հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդն իրագործող մոդել և դրա կառուցվածքի փնտրման ու կառուցման նոր ալգորիթմ, որի միջոցով հնարավոր է գտնել կանխատեսումների ամենաբարձր ճշտությունն ապահովող մոդելի կառուցվածքը:

Ներդրում: Ատենախոսության շրջանակներում ստացված արդյունքները և մշակված միջոցները ներդրվել են «Քուեսթեյդ ինթերնեյշնլ ինկ.» ընկերության ծրագրային համակարգերում՝ հաճախորդների կողմից կատարված ֆինանսական դիսկային գործարքների ավտոմատ վերլուծության, մեթոման կամ հաստատման վճիռների կայացման համար: Մշակված միջոցների ներդրումը բարձրացրել է համակարգում վճիռների կայացման գործընթացի արդյունավետությունը՝ մասնագետների կողմից կատարվող աշխատանքը մասնակիորեն ավտոմատացնելու, ինչպես նաև նրանց հուշումներ տրամադրելու միջոցով:

Աշխատանքի արդյունքները զեկուցվել են.

- Հայ-ռուսական սլավոնական համալսարանի ուսանողական տարեկան գիտաժողովում (2016թ., ք. Երևան, Հայաստան),
- «Տեղեկատվական նոր տեխնոլոգիաներ և համակարգեր» XIII միջազգային գիտատեխնիկական գիտաժողովում (НИТІС 2016, ք. Պենզա, Ռուսաստան),
- «Համակարգչային գիտություններ և տեղեկատվական տեխնոլոգիաներ» միջազգային գիտաժողովում (CSIT 2017, ք. Երևան, Հայաստան),
- Մեքենայական ուսուցման INIT/AERFAI ամառային դպրոցում (2017թ., ք. Բենիկասիմ, Իսպանիա),
- «Նորարարական հաշվողական տեխնոլոգիաներ» 7-րդ միջազգային գիտաժողովում (INTECH 2017, ք. Լութոն, Միացյալ Թագավորություն),
- ՀԱՊՀ տարեկան գիտաժողովում (2017թ., ք. Երևան, Հայաստան),
- Գրանադայի համալսարանի Համակարգչային գիտությունների և արհեստական բանականության դեպարտամենտի գիտամեթոդական սեմինարում (2018թ., ք. Գրանադա, Իսպանիա),
- «Գիտության և տեխնոլոգիաների մերձեցում» գիտաժողովում (2018թ., ք. Երևան, Հայաստան),
- ՀԱՊՀ ՏԱԾԱ ամբիոնի գիտամեթոդական սեմինարներում (2016-2019թթ., ք. Երևան, Հայաստան):

Հրապարակումներ: Ատենախոսության հիմնական արդյունքները հրատարակված են 7 գիտական աշխատություններում, որոնք թվարկված են սեղմագրի վերջում:

Աշխատանքի կառուցվածքը և ծավալը: Ատենախոսությունը բաղկացած է ներածությունից, չորս գլխից, եզրակացությունից, 99 անուն օգտագործված գրականության ցանկից: Աշխատանքի ընդհանուր ծավալն է 112 էջ՝ ներառյալ 24 նկար և 6 աղյուսակ:

ԱՇԽԱՏԱՆՔԻ ԲՈՎԱՆԴԱԿՈՒԹՅՈՒՆ

Ներածություն: Ներածության մեջ հիմնավորված է թեմայի արդիականությունը, ձևակերպված են աշխատանքի նպատակները, գիտական նորոյթները և հիմնական դրույթները, որոնք ներկայացվում են պաշտպանության:

Գլուխ առաջին: Ատենախոսության առաջին գլխում դիտարկվում է վճիռների կայացման խնդիրների անհրաժեշտությունը և գրականությունում նկարագրված լուծումները: Համաձայն կատարված հետազոտության՝ վճիռների կայացման խնդիրը բերվում է մեքենայական ուսուցման դասակարգման խնդրին: Հետազոտվում են մեքենայական ուսուցման դասակարգման դիսկրիմինատիվ ալգորիթմները՝ տրամաբանական ռեգրեսիայի, հենման վեկտորների մեթոդի, որոշումների ծառերի և նեյրոնային ցանցերի (բազմաշերտ պերսեպտրոն, փաթայթային (convolutional) ու կրկնվող (recurrent) նեյրոնային ցանցեր) օրինակներով և դասակարգման գեներատիվ ալգորիթմները՝ բայեսյան ցանցերի օրինակով:

Այնուհետև ուսումնասիրվում է վճիռների կայացման խնդիրն իրական ժամանակի համակարգերում: Հետազոտվում և ներկայացվում են այն դժվարությունները, որոնք առկա են իրական ժամանակի համակարգերում դասակարգման խնդրի լուծման դեպքում և թե ինչ հատկություններով պետք է օժտված լինեն այդպիսի համակարգերում կիրառվող դասակարգման ալգորիթմները: Որպես հիմնական հատկություններ նշվում են կանխատեսումների ճշտության հնարավորինս բարձր մակարդակը, փոփոխվող տվյալների նկատմամբ հարմարվողականությունը և բացակայող արժեքներով տվյալների հետ արդյունավետ աշխատելու կարողությունը:

Գլխի վերջում, կատարված հետազոտությունների հիման վրա, ձևավորվում է աշխատանքի նպատակը, և դրվում են այն խնդիրները, որոնք հարկավոր է լուծել այդ նպատակին հասնելու համար:

Գլուխ երկրորդ: Ատենախոսության երկրորդ գլխում առաջարկվում են իրական ժամանակի համակարգերում դասակարգման խնդրի լուծման նոր մեթոդներ, որոնք բարձրացնում են տվյալների դասակարգման ճշտությունը՝ ապահովելով առաջին գլխում նշված հատկությունները:

Ննթագլուխ 2.1-ում, հաշվի առնելով փաթայթային և կրկնվող նեյրոնային ցանցերի մեքենայական ուսուցման մի շարք խնդիրների լուծման համար ունեցած դրական փորձը, դիտարկվում է փաթայթային և կրկնվող նեյրոնային ցանցերի կիրառումն իրական ժամանակի համակարգերում տվյալների դասակարգման խնդրում: Նախևառաջ, կատարված փորձերի միջոցով պարզվում է, որ միայն բազմաշերտ պերսեպտրոնը փաթայթային կամ կրկնվող նեյրոնային ցանցով փոխարինելով համակարգի

ճշտությունը չի բարձրանում: Ուստի անհրաժեշտ է նեյրոնային ցանցերը հարմարեցնել դիտարկվող խնդրին:

Ի տարբերություն գրականությունում ներկայացված բանկային քարտերով կատարված գործարքներում կեղծ գործարքների հայտնաբերման խնդրում երկչափ փաթույթային նեյրոնային ցանցերի կիրառմանը¹ առաջարկվում է իրական ժամանակի համակարգերում տվյալների դասակարգման խնդիրները լուծել միաչափ փաթույթային ցանցերի կիրառմամբ, որն ավելի հարմարեցված է դիտարկվող տվյալների տեսակին: Ըստ առաջարկվող մոտեցման՝ ալգորիթմի բազմակրկնության հերթական քայլում միաչափ փաթույթային նեյրոնային ցանցի մուտքին տրվում են տվյալների հավաքածուի օրինակներն առանց ձևափոխման, ինչն էլ բարձրացնում է ուսուցման և կանխատեսումների արագագործությունը: Միաչափ փաթույթային ցանցի կիրառման առաջարկվող եղանակի արդյունավետությունը և գրականությունում հայտնի աշխատանքի նկատմամբ կանխատեսումների ավելի բարձր ճշտության մակարդակը հիմնավորվում է փորձերով (ենթագլուխ 3.2):

Այնուհետև գրականությունում հայտնի աշխատանքի² նմանությամբ կատարվում են փորձեր՝ կրկնվող նեյրոնային ցանցերի կիրառմամբ՝ այլ ալգորիթմների հետ համեմատելի ցուցանիշներ ստանալու համար: Կատարված փորձերը (ենթագլուխ 3.2) ցույց են տալիս, որ ֆինանսական գործարքների դասակարգման խնդրում կրկնվող նեյրոնային ցանցն ունի ավելի բարձր ճշտություն քան գրականությունում հայտնի մի շարք այլ ալգորիթմներ, ինչպես նաև սույն աշխատանքում առաջարկվող միաչափ փաթույթային նեյրոնային ցանցը:

Այսպիսով, կատարված հետազոտությունները ցույց են տալիս, որ փաթույթային և կրկնվող նեյրոնային ցանցերը հնարավոր է արդյունավետ կերպով կիրառել իրական ժամանակի համակարգերում տվյալների դասակարգման համար:

Ենթագլուխ 2.2-ում, իրական ժամանակի համակարգերում տվյալների դասակարգման տեսանկյունից, կատարվում է նեյրոնային և բայեսյան ցանցերի համեմատություն՝ ներկայացնելով յուրաքանչյուրի դրական և բացասական կողմերը: Նեյրոնային և բայեսյան ցանցերի տարբերությունները, առավելությունները և թերություններն ամփոփ ներկայացվում են աղյուսակ 1-ում:

Աղյուսակ 1-ն ուսումնասիրելուց պարզ է դառնում, որ իրական ժամանակի համակարգերում տվյալների դասակարգման խնդրում դիտարկված գրեթե բոլոր չափանիշներով բայեսյան ցանցերն առավել նախընտրելի են նեյրոնային ցանցերից: Սակայն փորձերը ցույց են տալիս (ենթագլուխ 3.3), որ գործնականում նեյրոնային ցանցերը բավարար քանակությամբ տվյալների դեպքում ունենում են կանխատեսումների առավել բարձր ճշտություն: Հետևաբար, ցանկալի կլինի ունենալ ինչ-որ մի մեթոդ, որը կկարողանա միավորել նշված երկու մոտեցումները՝ յուրաքանչյուրից ժառանգելով դրական հատկությունները:

¹ K. Fu, D. Cheng, T. Yi, L. Zhang, “Credit card fraud detection using convolutional neural networks”, Proceedings of 23rd International Conference, ICONIP, Part III, Kyoto, Japan, 2016, pp. 483-490

² B. Wiese, C. Omlin, “Credit card transactions, fraud detection, and machine learning: modelling time with LSTM recurrent neural networks”, Innovations in Neural Information Paradigms and Applications, 2009, pp. 235-272

Աղյուսակ 1. Նեյրոնային և բայեսյան ցանցերի տարբերությունների, առավելությունների և թերությունների ամփոփ ներկայացում

Տարբերություն/հատկություն	Նեյրոնային ցանց	Բայեսյան ցանց
Դիսկրիմինատիվ կամ գեներատիվ բնույթ	Դիսկրիմինատիվ	Գեներատիվ
Տեսական խորը հիմնավորում	Ոչ	Այո
Բացակայող արժեքներով տվյալների հետ արդյունավետ աշխատելու կարողություն	Ոչ	Այո
Մուտքային տվյալների քանակ	Ունի կանխատեսումների առավել բարձր ճշտություն մեծաքանակ տվյալների դեպքում	Ունի կանխատեսումների առավել բարձր ճշտություն փոքրաթիվ տվյալների դեպքում
Տվյալների նախնական նորմավալորում	Անհրաժեշտ է	Անհրաժեշտ չէ
Անընդհատ և ընդհատ մուտքային արժեքներ	Կիրառելի են մուտքային անընդհատ և ընդհատ արժեքների դեպքում	Կիրառելի են մուտքային ընդհատ արժեքների դեպքում
Փոփոխվող տվյալների նկատմամբ հարմարվողականություն	Ոչ	Այո

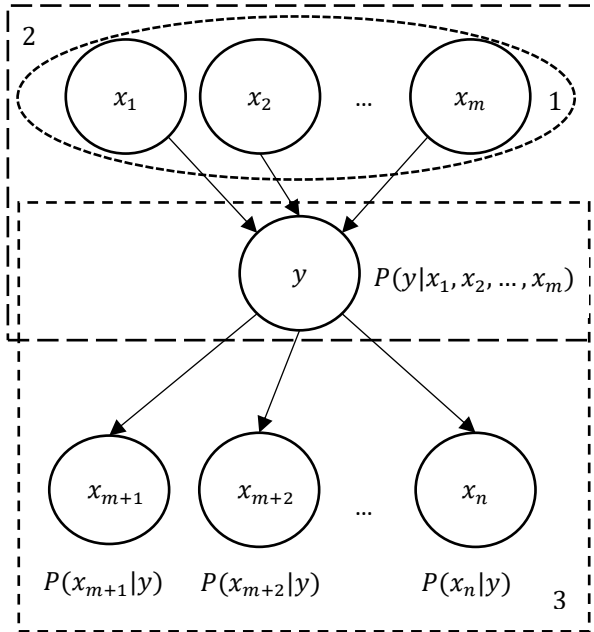
Ենթագլուխ 2.3-ում մշակվում և առաջարկվում է նոր մեթոդ, որը միավորում է դասակարգման դիսկրիմինատիվ և գեներատիվ մոտեցումները՝ հնարավոր դարձնելով նեյրոնային և բայեսյան ցանցերի համատեղ կիրառումը:

Ուսումնասիրելով գրականությունը պարզ է դառնում, որ արդեն իսկ կատարվել են նմանատիպ որոշակի հետազոտություններ և փորձեր: Նշված աշխատանքներից յուրաքանչյուրում փորձ է արվում միավորել դիսկրիմինատիվ և գեներատիվ մեկական ալգորիթմ: Ատենախոսության շրջանակներում կատարված հետազոտությունները հիմնվում են ժամանակագրությամբ ավելի թարմ աշխատանքի վրա³, որը հիմնված է նախորդների վրա և ներկայացվող արդյունքները գերազանցում են նախորդներին: Նշված աշխատանքում բերվում է հիբրիդ մեթոդ, որում միավորվում են տրամաբանական ռեգրեսիայի և պարզ Բայեսի ալգորիթմները: Նկարագրվող հիբրիդ մեթոդում ենթադրվում է պայմանական անկախության հետևյալ պայմանը՝ մեթոդում տրամաբանական ռեգրեսիայում և պարզ Բայեսում կիրառվող հատկանիշները իրարից պայմանականորեն անկախ են՝ տրված y դասի դեպքում: Դա ենթադրում է, որ տրամաբանական ռեգրեսիայի ուսուցման ժամանակ ազդեցություն չունեն պարզ Բայեսի հատկանիշները և հակառակը: Նկարագրվող հիբրիդ մեթոդի մոդելում

³ Y. Tan, P. Shenoy, M. Chan, P. Romberg, "On Construction of Hybrid Logistic Regression-Naive Bayes Model for Classification", in JMLR: Workshop and Conference Proceedings, pp 523-534, 2016

տրամաբանական ռեգրեսիայի ելքային արժեքը հանդիսանում է պարզ Բայեսի համար նախափորձնական հավանականություն:

Հաշվի առնելով այս ամենը՝ սույն աշխատանքի շրջանակներում առաջարկվում է ընդլայնել վերը նկարագրված մեթոդը և ներկայացնել ավելի ընդհանրացված տարբերակ, որի դիսկրիմինատիվ հատվածում կարող է կիրառվել ոչ միայն տրամաբանական ռեգրեսիան, այլ նաև դասակարգման դիսկրիմինատիվ այլ ալգորիթմներ: Տվյալ մեթոդի իրագործման համար առաջարկվող դասակարգման հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մոդելի ընդհանրացված տարբերակը գրաֆիկորեն ներկայացված է նկ. 1-ում:



Նկ. 1. Դասակարգման հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ ընդհանրացված մեթոդն իրագործող մոդելի ներկայացումը

Նկ. 1-ում տարբեր գծապատկերներով ներկայացված են՝

1. որևէ դիսկրիմինատիվ ալգորիթմի մուտքային $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ հատկանիշները,
2. հիբրիդ մեթոդի մոդելի դիսկրիմինատիվ հատվածը, որը հաշվում է $P(y|x_1, x_2, \dots, x_m)$ հավանականությունը,
3. հիբրիդ մեթոդի մոդելի գեներատիվ հատվածը, որի համար $P(y|x_1, x_2, \dots, x_m)$ -ը հանդիսանում է նախափորձնական հավանականություն:

Տրամաբանական ռեգրեսիան և պարզ Բայեսը միավորող հիբրիդ մեթոդի համար բերված բոլոր պնդումները ճիշտ են նաև առաջարկվող հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդի համար, ինչպես նաև առաջարկվող ընդհանրացված հիբրիդ մեթոդի համար առաջարկվում են հավելյալ մի շարք առանձնահատկություններ և առավելություններ: Նախևառաջ, նրա դիսկրիմինատիվ հատվածում կարող են կիրառվել

տարբեր ալգորիթմներ: Իսկ հիբրիդ մեթոդը ժառանգում է և՛ դիսկրիմինատիվ, և՛ գեներատիվ ալգորիթմների հատկությունները և պահպանում դրանց պարզությունը:

Երկրորդ, հիբրիդ մեթոդը հնարավորություն է տալիս աշխատել տվյալների հետ, որում որոշ արժեքներ բացակայում են: Գեներատիվ հատվածում օգտագործվող պարզ Բայեսի ալգորիթմը բարձր արդյունավետությամբ կարող է աշխատել բացակայող արժեքներ պարունակող տվյալների հետ, իսկ դիսկրիմինատիվ հատվածում կարելի է օգտագործել հայտնի փորձարարական որևէ մեթոդ՝ բացակայող արժեքները լրացնելու համար: Ինչպես նաև, դիսկրիմինատիվ հատվածում ներդրումային ցանցի կիրառումը՝ ելնելով 2.2 ենթագլխում նշված հատկությունից, հնարավորություն է տալիս ունենալ կանխատեսումների բարձր ճշտություն և՛ մեծաքանակ, և՛ փոքրաքանակ տվյալների դեպքում:

Երրորդ, հիբրիդ մեթոդը կարող է համարվել հարմարվողական, քանի որ գեներատիվ հատվածում օգտագործվող պարզ Բայեսի ալգորիթմն արդեն իսկ հարմարվողական է, իսկ դիսկրիմինատիվ հատվածում կարող է օգտագործվել ալգորիթմին համապատասխան հարմարվողական տարբերակը:

Չորրորդ, առաջարկվող հիբրիդ մեթոդի դեպքում երաշխավորված է, որ կանխատեսումների ճշտությունն առնվազն ցածր չի կարող լինել իր մեջ պարունակվող որևէ ալգորիթմի ճշտությունից: Դա բացատրվում է այն հանգամանքով, որ եթե հիբրիդ մեթոդի մոդելի ճշտությունը լինի ցածր իր մեջ պարունակվող որևէ ալգորիթմի ճշտությունից, ապա մոդելը կարելի է վերակառուցել այնպես, որ տվյալների հավաքածուի բոլոր հատկանիշներն անցնեն տվյալ ալգորիթմի կողմ և արդյունքում կստացվի այնպիսի մոդել, որը համարժեք է ալգորիթմին և աշխատում է ճիշտ նույն կերպ, ինչպես կաշխատեր ալգորիթմն առանձին: Այլ կերպ ասած՝ հիբրիդ մեթոդն իրագործող մոդելի կիրառման դեպքում բաղկացուցիչ ալգորիթմները դառնում են մոդելի կառուցվածքի մասնավոր դեպքեր:

Ենթագլուխ 2.4-ում մշակվում և առաջարկվում է հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդն իրագործող մոդելի կառուցվածքի փնտրման նոր ալգորիթմ: Մոդելի կառուցման արդյունավետ ալգորիթմ ունենալը չափազանց կարևոր է, քանի որ հակառակ դեպքում լուծումը կլինի հատարկման տարբերակը, որտեղ գոյություն ունեն 2ⁿ հնարավորություններ, որտեղ *n*-ը տվյալների հավաքածուում հատկանիշների քանակն է:

Հաշվի առնելով գրականությունում առաջարկված հիբրիդ մեթոդի մոդելի կառուցվածքի փնտրման ալգորիթմի ոչ բավարար արդյունավետ լինելը, մշակվում է նոր ալգորիթմ: Վերջինիս միջոցով հնարավոր կլինի գտնել հիբրիդ մեթոդի մոդելի այնպիսի օպտիմալ կառուցվածք, որի դեպքում կանխատեսումների ճշտությունը կլինի ավելի բարձր քան բաղկացուցիչ ալգորիթմների և գրականությունում ներկայացված ալգորիթմի միջոցով կառուցված հիբրիդ մոդելի ճշտությունը:

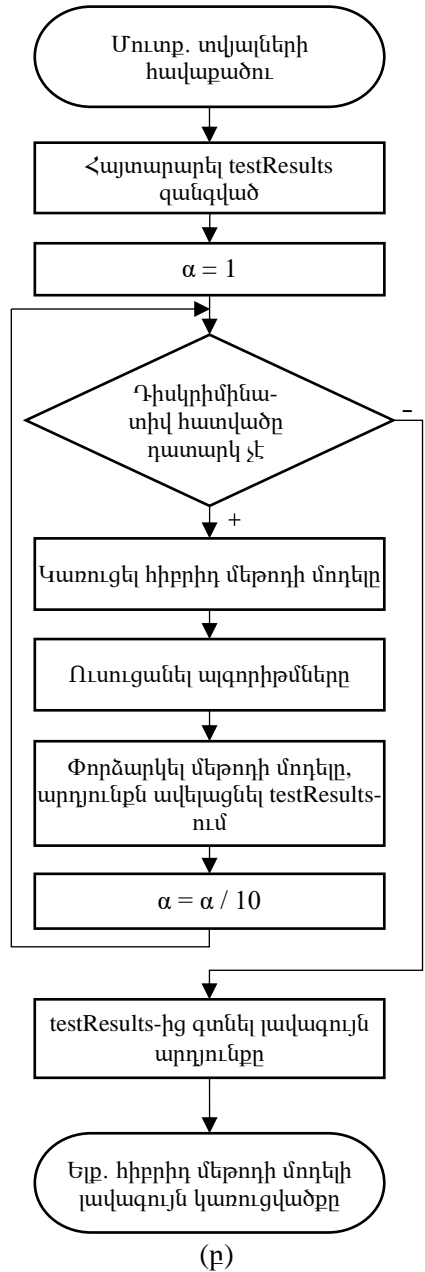
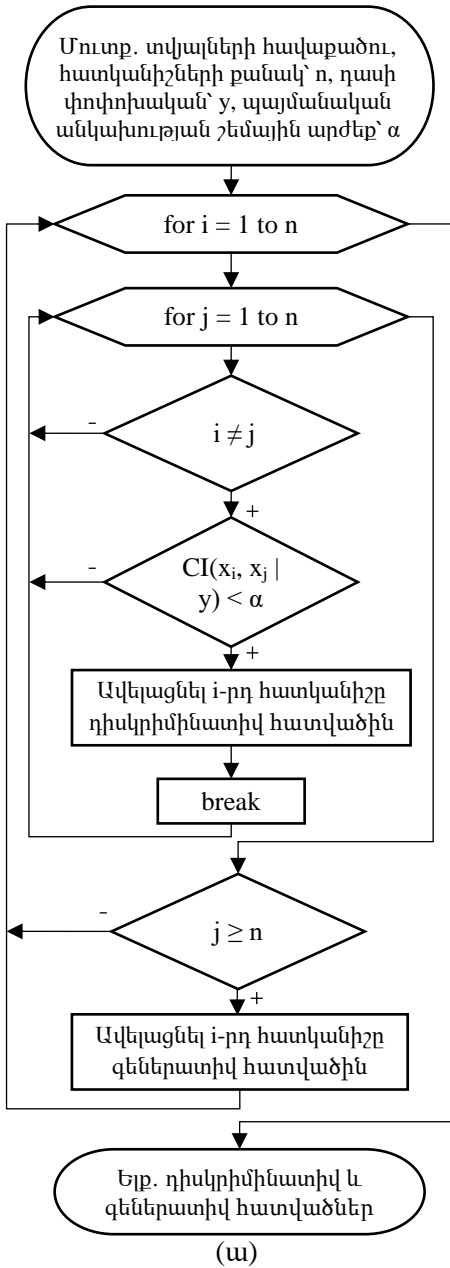
Առաջարկվող ալգորիթմի հիմքում ընկած է պարզ Բայեսի ալգորիթմի այն գաղափարը, որ ուսուցման համար կիրառվող տվյալների հավաքածուի հատկանիշներն իրարից պայմանականորեն անկախ են տրված *y* դասի դեպքում: Առաջարկվող ալգորիթմը կարելի է նկարագրել երկու հիմնական քայլերի միջոցով.

- տվյալների հավաքածուի յուրաքանչյուր հատկանիշի համար ստուգվում է մյուս բոլոր հատկանիշներից պայմանականորեն անկախ լինելու հանգամանքը՝ տրված y դասի դեպքում:
- Որից հետո տրված y դասի դեպքում պայմանականորեն առավել անկախ հատկանիշները տրվում են հիբրիդ մեթոդի մոդելի գեներատիվ հատվածին՝ պարզ Բայեսին, իսկ մնացած հատկանիշները՝ դիսկրիմինատիվ հատվածին:

Պայմանականորեն առավել անկախ հատկանիշների հայտնաբերելու համար ներմուծվում է հիբրիդ մեթոդի մոդելի նոր պարամետր՝ α : Վերջինս հանդիսանում է պայմանականորեն անկախության շեմային արժեք, որի հետ պետք է համեմատվեն տվյալների հավաքածուի բոլոր հատկանիշների զույգերի պայմանականորեն անկախության արժեքները: Այսինքն, եթե *պայմանականորեն անկախություն* ($x_i, x_j | y$) $> \alpha$ տրված i և $\forall j \in [1, n], i \neq j$ (որտեղ n -ը տվյալների հավաքածուի հատկանիշների քանակն է), ապա x_i -ն կհամարվի պայմանականորեն առավել անկախ և կտրվի մոդելի գեներատիվ մասին: α պարամետրը կարող է կարգաբերվել հիբրիդ մեթոդի մոդելի օպտիմալ կառուցվածքի փնտրման և ալգորիթմների ուսուցման ընթացքում: Նկարագրված ալգորիթմի բլոկ սխեման բերված է նկ. 2 (ա)-ում:

Նկ. 2 (ա)-ում բերված ալգորիթմը α -ի կոնկրետ արժեքի դեպքում հիբրիդ մեթոդի մոդելի կառուցվածքի փնտրումը և կառուցումն է: $Cl()$ ֆունկցիան հաշվում է իրեն փոխանցված երկու փոփոխականների, տվյալ դեպքում i -րդ և j -րդ հատկանիշների, պայմանականորեն անկախությունը տրված y դասի դեպքում, որից հետո դա համեմատվում է α շեմային արժեքի հետ: Պայմանականորեն անկախությունը հաշվելու համար օգտագործվում է, այսպես կոչված, հավանականային արժեքը (probability value (p-value)): Այստեղ առաջանում է α -ի արժեքի ընտրելու հարցը: α -ն, ինչպես դիսկրիմինատիվ ալգորիթմների շատ պարամետրեր, կարգաբերվում է փորձերի արդյունքում: Այսինքն, անհրաժեշտ է կատարել մի շարք փորձեր, որից հետո միայն ընտրել արժեքը: Դա հնարավորություն կտա գտնել հիբրիդ մեթոդի մոդելի առավել օպտիմալ կառուցվածք: Օպտիմալ կառուցվածք ասելով նկատի է առնվում մոդելի այնպիսի կառուցվածք, որի դեպքում կանխատեսումների ճշտությունը կլինի առավելագույնը: Օպտիմալ կառուցվածքի փնտրման ալգորիթմի բլոկ սխեման բերված է նկ. 2 (բ)-ում:

Ինչպես երևում է նկ. 2 (բ)-ում բերված ալգորիթմի բլոկ սխեմայից՝ α -ի արժեքը սկզբում վերցվում է 1, որի դեպքում ստացվում է, որ տվյալների հավաքածուի բոլոր հատկանիշները պայմանականորեն կախյալ են տրված դասի դեպքում և հետևաբար լինում են հիբրիդ մեթոդի մոդելի դիսկրիմինատիվ հատվածում: Որից հետո կառուցվում է մոդելը՝ նկարագրված նախորդ ալգորիթմի համաձայն (նկ. 2 (ա)), կատարվում ուսուցում և թեստավորում, որի արդյունքը պահվում է զանգվածում: Այնուհետև նվազեցվում է α -ի արժեքը 10 անգամ: Այս գործողությունները կրկնվում են այնքան ժամանակ մինչև α -ն հասնում է այնպիսի փոքր արժեքի, որի դեպքում տվյալների հավաքածուի բոլոր հատկանիշները համարվում են պայմանականորեն իրարից անկախ՝ տրված դասի դեպքում և անցնում մոդելի գեներատիվ հատված: Ցիկլի ավարտվելուց հետո կարելի է հեշտությամբ գտնել, թե հիբրիդ մեթոդի մոդելի որ կառուցվածքն է ունեցել թեստավորման ամենաբարձր ճշտությունը:



Նկ. 2. Հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդի մոդելի կառուցման (ա), օպտիմալ կառուցվածքի և α շեմային արժեքի փնտրման (բ) ալգորիթմների բլոկ սխեմաները

α -ի նվազեցման գործակիցը (նվազեցնելը 10 անգամ) նույնպես ընտրվում է փորձարարական ճանապարհով: α -ի նվազեցման գործակցի արժեքի մեծացման դեպքում փոքրանում է կատարվող բազմակրկնության քայլերի քանակը, ինչի արդյունքում հիբրիդ մեթոդի մոդելի լավագույն կառուցվածքի ընտրությունն արագանում է: Սակայն դա կարող է հանգեցնել ոչ այնքան օպտիմալ կառուցվածքի ընտրմանը, քանի որ α -ի մեծ քայլերի դեպքում դիսկրիմինատիվից գեներատիվ հատված կարող են անցնել միանգամից մի քանի հատկանիշներ՝ հանգեցնելով հնարավոր ավելի օպտիմալ կառուցվածքի ստուգման բաց թողնմանը: Մյուս կողմից, α -ի նվազեցման գործակցի արժեքի փոքրացման դեպքում մեծանում է կատարվող բազմակրկնության քայլերի քանակը, ինչի արդյունքում հիբրիդ մեթոդի մոդելի լավագույն կառուցվածքի ընտրությունը դանդաղում է: Սակայն այդ դեպքում կարելի է բացառել միանգամից մի քանի հատկանիշների անցումը դիսկրիմինատիվ հատվածից գեներատիվին: Այսինքն ստացվում է, որ α -ի նվազեցման գործակցի համար անհրաժեշտ է ընտրել փոխզիջումային արժեք՝ խնդրից և տվյալներից կախված:

Ենթազվույն 2.5-ում ներկայացվում է երկրորդ գլխի ամփոփումը:

Գլուխ երրորդ: Ատենախոսության երրորդ գլխում ներկայացվում է ատենախոսության երկրորդ գլխում նկարագրված հետազոտությունների գործնական հատվածը՝ բերված պնդումների, առաջարկվող մեթոդների հիմնավորումները փորձերի միջոցով:

Ենթազվույն 3.1-ում փորձերով հիմնավորվում է այն պնդումը, ըստ որի միայն նեյրոնային ցանցի մի տեսակի փոխարինումը մյուսով բավարար չէ կանխատեսումների ճշտությունը բարձրացնելու համար: Փորձարկումները կատարվում են ֆինանսական տվյալների հավաքածուի կիրառմամբ, որն իր հատկանիշներով համապատասխանում է իրական ժամանակի համակարգի տվյալներին: Ներկայացվում է մեքենայական ուսուցման խնդիրների հետազոտման համար կիրառվող տվյալների հավաքածուների UCI պահոցը:

Փորձերն իրագործելու համար ծրագրային իրականացումը կատարվել է python ծրագրավորման լեզվով՝ keras, tensorflow և scikit-learn գրադարանների կիրառմամբ: Նեյրոնային ցանցերի պարամետրերի ընտրությունը կատարվում է հիմնվելով գրականությունում ներկայացված առաջարկների, ինչպես նաև սույն աշխատանքի շրջանակներում կատարված փորձարկումների և կարգաբերումների արդյունքների վրա: Մի քանի փորձերի արդյունքում բազմաշերտ պերսպեկտիվ դեպքում միջին ճշտությունը ստացվում է մոտ 80%, միաշախի փաթայթային նեյրոնային ցանցի դեպքում՝ 79.5%, կրկնվող նեյրոնային ցանցերի դեպքում՝ 70.5%: Ստացված արդյունքները հաստատում են բերված պնդումը:

Ենթազվույն 3.2-ում փորձերի միջոցով ներկայացվում է 2.1 ենթազվում փաթայթային և կրկնվող նեյրոնային ցանցերի վերաբերյալ կատարված առաջարկների և պնդումների հիմնավորումը: Գրականությունում բերված փորձերի հետ համատեղելի լինելու համար որպես փորձերի արդյունքների համեմատման միավոր օգտագործվում է F_1 միավորը՝

$$F_1 = 2 \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}},$$

որտեղ՝

- *precision*-ը բնութագրում է այն, թե որպես $y = 1$ կանխատեսված բոլոր օրինակների քանի տոկոսի դեպքում է պիտակն իրականում $y = 1$,
- *recall*-ը՝ բոլոր իրականում $y = 1$ պիտակով օրինակների քանի տոկոսի համար է ճիշտ կանխատեսվել $y = 1$ լինելը:

Առաջարկվող միաչափ փաթույթային նեյրոնային ցանցի կիրառման արդյունավետությունը պարզելու համար կատարվում են փորձեր՝ տվյալների հավաքածուների UCI պահոցից ընտրված թվով 3 հավաքածուների կիրառմամբ:

Այս ենթազվյալում փորձերն իրականացվում են նույն սկզբունքով ինչ նախորդում: Տվյալների տարբեր հավաքածուների համար ստացվում է 0.750-0.799, 0.894-0.909 և 0.860-0.889 արժեքների միջակայքեր՝ F_1 միավորի համար, ինչն անհամեմատ ավելի բարձր է գրականությունում հայտնի արդյունքներից, որտեղ F_1 միավորի արժեքը ստատանվում է 0.3-0.35 միջակայքում:

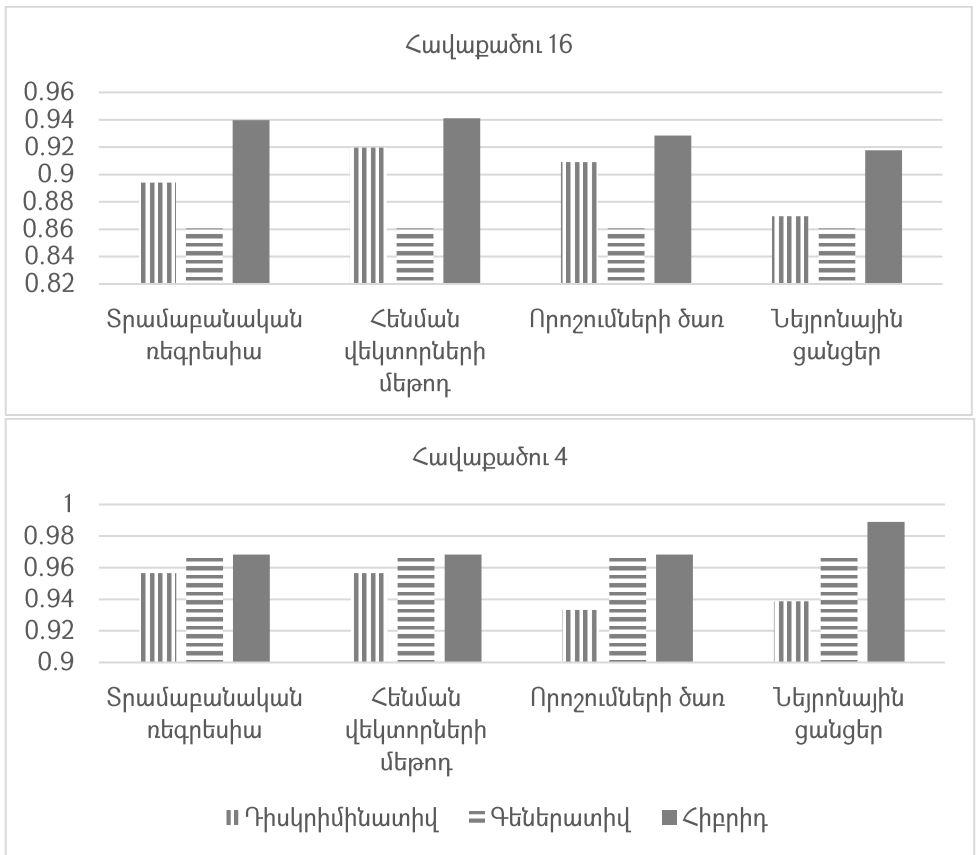
Կրկնվող նեյրոնային ցանցերի կիրառմամբ փորձերի դեպքում տվյալների տարբեր հավաքածուների համար ստացվում է 0.88-0.921, 0.89-0.925 և 0.893-0.926 արժեքների միջակայքեր՝ F_1 միավորի համար: Համեմատելով փորձերի արդյունքները՝ ստացվում է, որ կրկնվող նեյրոնային ցանցի ճշտությունը փաթույթային նեյրոնային ցանցի համեմատ մի փոքր ավելի է՝ ֆինանսական գործարքների դասակարգման համար: Իսկ համաձայն գրականության՝ փաթույթային նեյրոնային ցանցն էլ իր հերթին ունի ավելի բարձր ճշտություն՝ հենման վեկտորների մեթոդի, պատահական անտառի և բազմաշերտ պերսեպտրոնի համեմատ:

Ենթազվյալ 3.3-ում փորձերի միջոցով ցույց է տրվում, որ չնայած 2.2 ենթազվյալում արված պնդմանը, թե իրական ժամանակի համակարգերում տվյալների դասակարգման խնդրում դիտարկված գրեթե բոլոր չափանիշներով բայեսյան ցանցերը տեսականորեն առավել նախընտրելի են նեյրոնային ցանցերից, գործնականում հակառակն է: Այդ նպատակով կատարվում են պարզ Բայեսի և ծառային ընդլայնումով պարզ Բայեսի կիրառմամբ փորձարկումներ, որտեղ դրանք իրականացվում են R ծրագրավորման լեզվով՝ *bnlearn* գրադարանի միջոցով: Փորձերի արդյունքում՝ պարզ Բայեսի դեպքում F_1 -ի արժեքները ստացվում են 0.79-0.83 միջակայքից, իսկ ծառային ընդլայնումով պարզ Բայեսի դեպքում՝ 0.75-0.79, ինչն էլ հաստատում է ներկայացված պնդումը:

Ենթազվյալ 3.4-ում բերվում են ատենախոսության 2.3 և 2.4 ենթազվյալներում առաջարկվող ընդհանրացված հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդի, այն իրագործող մոդելի և նրա կառուցվածքի փնտրման ալգորիթմի գործնական արդյունավետությունը պարզելու համար կատարված փորձերը: Հաշվի առնելով այն փաստը, որ առաջարկվում է լրիվ նոր մեթոդ՝ անհրաժեշտ է փորձերի հավաստիությունը պարզել թվով ավելի շատ հավաքածուներ օգտագործելով, ուստի փորձարկումների համար UCI պահոցից վերցվում են տվյալների թվով 18 հավաքածուներ:

Փորձեր են կատարվում տրամաբանական ռեգրեսիայի, հենման վեկտորների մեթոդի, որոշումների ծառի և նեյրոնային ցանցերի կիրառմամբ: Փորձերի ծրագրային իրականացումը կատարվում է R ծրագրավորման լեզվով, գեներատիվ հատվածն իրականացվում է *bnlearn* գրադարանի միջոցով, իսկ դիսկրիմինատիվ հատվածը՝ *e1071*, *rpart*, *neuralnet* գրադարանների միջոցով՝ տարբեր ալգորիթմների համար: Հատկանիշների պայմանական անկախությունը հաշվելու համար վերցվում է *bnlearn*

գրադարանի $ci.test()$ ֆունկցիայի վերադարձվող արժեքի p -value-ն, որը համապատասխանում է հավանականային արժեքին: Փորձերի արդյունքները տվյալների երկու հավաքածուների համար՝ լավագույն և վատագույն արդյունքների դեպքում բերված են նկ. 3-ում: Տվյալների մյուս հավաքածուների դեպքում ստացված արդյունքները գտնվում են ներկայացված երկուսի միջև:



Նկ. 3. Հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդի փորձարարական արդյունքներն արտահայտված F_1 միավորով՝ դիսկրիմինատիվ հարվածում տրամաբանական ռեգրեսիայի, հենման վեկտորների մեթոդի, որոշումների ծառի, նեյրոնային ցանցերի, իսկ գեներատիվ հարվածում պարզ Բայեսի կիրառմամբ

Նկ. 3-ի առաջին գրաֆիկում ներկայացված է այն դեպքը, երբ հիբրիդ մեթոդի ճշտությունը բոլոր դեպքերում բարձր է բաղկացուցիչ այլոքիթմների ճշտությունից, իսկ երկրորդում՝ երբ հիբրիդ մեթոդի ճշտությունը դեպքերի մեծամասնությունում հավասար է բաղկացուցիչ այլոքիթմներից մեկի ճշտությանը: Հաշվի առնելով, որ երկրորդը փորձերից ստացված արդյունքներից վատագույնն է, գործնականում հաստատվում է այն պնդումը, որ հիբրիդ մեթոդի ճշտությունը չի կարող լինել ավելի ցածր, քան բաղկացուցիչ այլոքիթմներից որևէ մեկինը: Ավելին, համեմատության արդյունքում կարելի է

եզրակացնել, որ ստացված արդյունքները գերազանցում են գրականությունում ներկայացված նմանատիպ փորձերի արդյունքներին:

Ենթագլուխ 3.5-ում ներկայացվում է երրորդ գլխի ամփոփումը:

Գլուխ չորրորդ: Այս գլխում ներկայացվում է ատենախոսության նախորդ գլուխներում նկարագրված և առաջարկված մեթոդների գործնական փորձարկումներն իրականացնելու համար օգտագործվող ծրագրային փաթեթի մշակումը: Ինչպես նաև ներկայացվում է ստացված արդյունքների վերլուծությունը, համեմատումը գրականությունում հայտնի այլ մեթոդների հետ:

Ենթագլուխներ 4.1-ում և **4.2-ում** բերվում է մշակված ծրագրային փաթեթի ընդհանուր բնութագիրը, աշխատանքի սկզբունքը և ինտերֆեյսի նկարագրությունը: Ծրագրային փաթեթն իրականացվել է C++ ծրագրավորման լեզվի միջոցով՝ Qt գրադարանի կիրառմամբ: Աշխատանքում նկարագրված փորձերն իրականացվել և արդյունքները ստացվել են հենց այս ծրագրային փաթեթի միջոցով:

Ծրագրային փաթեթը կազմված է երկու հիմնական մոդուլներից, որոնցից յուրաքանչյուրը ներկայացված է առանձին ներդիրների (tab) միջոցով: Դրանցից առաջինը նախատեսված է տարբեր տեսակի նեյրոնային ցանցերի, իսկ երկրորդը՝ հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդի հետ փորձարկումներ կատարելու համար: Հաշվի առնելով այն փաստը, որ ալգորիթմներն իրականացված են C++-ից տարբեր ծրագրավորման լեզուներով (python և R), առաջանում է դրանք C++ լեզվով գրված կոդի հետ կապելու անհրաժեշտություն, որը լուծվում է C++ ծրագրային կոդից հրամանային տողի միջոցով նոր պրոցեսի ստեղծմամբ:

Ենթագլուխ 4.3-ում ներկայացվում է աշխատանքի շրջանակներում առաջարկված մեթոդների գործարկումից ստացված արդյունքների վերլուծությունը և համեմատումը հայտնի նմանատիպ այլ մեթոդների հետ:

Առաջարկվող հիբրիդ մեթոդը գոյություն ունեցող մեթոդների հետ համեմատելիս պարզ է դառնում, որ դրանք մասնավոր լուծումներ են կոնկրետ ալգորիթմների համար: Մասնավորապես, այս թեմայի շուրջ գրականությունում ներկայացված ամենանոր հետազոտությունը, որում արդյունքները նախորդների համեմատ լավագույնն են, մասնավոր լուծում է տրամաբանական ռեգրեսիայի և պարզ Բայեսի ալգորիթմների համար: Այդտեղ հաշվի չի առնվել այն հանգամանքը, որ նշված երկու ալգորիթմները հանդիսանում են հիբրիդ մեթոդի մասնավոր դեպքեր և մուտքային տվյալների հավաքածուի բոլոր հատկանիշները կարող են անցնել բաղկացուցիչ ալգորիթմներից միայն մեկին: Ավելին, իրենց կողմից առաջարկված հիբրիդ մեթոդի մոդելի կառուցվածքի փնտրման ալգորիթմի արդյունքում ստացված մոդելը մոտ 50% դեպքերում է ունենում ավելի բարձր ճշտություն քան իր բաղկացուցիչ ալգորիթմներից որևէ մեկը: Ատենախոսության շրջանակներում նկարագրված ալգորիթմի միջոցով մոտ 75% դեպքերում հիբրիդ մեթոդն ունի ավելի բարձր ճշտություն քան իր բաղկացուցիչ ալգորիթմներից որևէ մեկը, իսկ մնացած 25% դեպքերում՝ հավասար ճշտություն: Ավելին, աշխատանքի շրջանակներում առաջարկվող հիբրիդ մեթոդը և դրա մոդելի կառուցվածքի փնտրման ու կառուցման ալգորիթմի արդյունքում ստացված մոդելի կանխատեսումների ճշտությունը, միջինում, 10%-ով բարձր է գրականությունում ներկայացված մեթոդի ճշտությունից:

Ենթագլուխ 4.4-ում ներկայացվում է չորրորդ գլխի ամփոփումը:

ԱՇԽԱՏԱՆՔԻ ՀԻՄՆԱԿԱՆ ԱՐԴՅՈՒՆՔՆԵՐԸ

- Առաջարկվել է իրական ժամանակի համակարգերում միաչափ փաթույթային և կրկնվող նեյրոնային ցանցերի կիրառման եղանակներ, որոնք գոյություն ունեցողների համեմատ ապահովում են դասակարգման կանխատեսումների մինչև 140% ավելի բարձր ճշտություն [1 - 5]:
- Մշակվել է նոր հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդ, որում ի տարբերություն գոյություն ունեցողների, կարող է կիրառվել դասակարգման դիսկրիմինատիվ տարբեր ալգորիթմներ, ինչպես նաև մեթոդի կանխատեսումների ճշտությունը միշտ մեծ կամ հավասար է իր բաղկացուցիչ ալգորիթմների ճշտությունից: Առաջարկվող հիբրիդ մեթոդն իր մեջ ամփոփում է երկու տեսակի ալգորիթմների առավելությունները՝ ձեռք բերելով հարմարվողականություն և բացակայող արժեքներով տվյալների հետ արդյունավետ աշխատելու կարողություն [1, 6, 7]:
- Մշակվել է հիբրիդ դիսկրիմինատիվ-գեներատիվ մեթոդն իրագործող մոդելի օպտիմալ կառուցվածքի փնտրման ու կառուցման նոր ալգորիթմ, որի միջոցով կառուցված մոդելի վճիռների կայացման կանխատեսումների ճշտությունը, միջինում, 10%-ով բարձր է գոյություն ունեցողների համեմատ [1, 7]:
- Կատարված հետազոտությունների և ստացված գիտական արդյունքների հիման վրա ստեղծվել է ծրագրային գործիքամիջոց, որը հնարավորություն է տալիս կատարել նեյրոնային ցանցերի, հիբրիդ մեթոդի ուսուցում և վճիռների կայացման կանխատեսում: Ստեղծվել է նաև ծրագրային փաթեթ, որը տալիս է նկարագրված գործիքամիջոցի գործնական փորձարկման և արդյունքների ստացման հնարավորություն [3-7]:

ՀՐԱՏԱՐԱԿՎԱԾ ԱՇԽԱՏՈՒԹՅՈՒՆՆԵՐԸ

1. N. Abroyan, R. Hakobyan, "Review of The Usage of Machine Learning In Real-time Systems," *Proceedings of NPUA: Information technologies, Electronics, Radio engineering*, no. 1, pp. 46-54, 2016.
2. N. Abroyan, "Classification Of Real-Time Data Using Deep Learning," in *Proceedings of the Thirteenth International Conference of Science and Technology: New Information Technologies and Systems*, Penza, Russia, 2016, pp. 109-112.
3. N. Abroyan, R. Hakobyan, "Convolutional Neural Networks for Real-Time Data Classification," in *Proceedings of the 11th International Conference "Computer Science and Information Technologies" (CSIT 2017)*, Yerevan, 2017, pp. 267-269.
4. N. Abroyan, "Convolutional and Recurrent Neural Networks for Real-time Data Classification," in *Proceedings of the 7th International Conference on Innovative Computing Technology (INTECH 2017)*, Luton, London, UK, IEEE, 2017, pp. 42-45.
5. Ն. Աբրոյան, "Նեյրոնային ցանցերի կիրառումը և արդյունքների համեմատումը իրական ժամանակի տվյալների դասակարգման դեպքում," *Լրաբեր գիտական հոդվածների ժողովածու, մաս. 1*, էջ. 71-78, 2018.
6. N. Abroyan, "Comparison of Neural and Bayesian Networks for Real-Time Data Classification," *Proceedings of NPUA, Information technologies, Electronics, Radio engineering*, no. 2, pp. 21-29, 2018.
7. N. Abroyan, S. Moral, "Using Hybrid Discriminative-Generative Model For Classification Of Real-Time Data," *Proceedings of the RA NAS and NPUA Series of technical sciences*, vol. 71, no. 3, pp. 320-329, 2018.

DEVELOPMENT OF DECISION-MAKING TOOLS FOR REAL-TIME DATA ANALYZING SYSTEMS

RESUME

The relevance of the work. Today, in many areas, a process of wholly or partially replacement of human physical and intellectual work by computational, technical means is observed. In order to replace human intellectual work, there is a need of creating tools, that can imitate or substitute the human intelligence. Such examples can be problems like object recognition in images, text generation from images, text translation, voice recognition, self-driving machines, decision-making in different areas.

As decision-making examples can be mentioned medical diagnosis or acceptance/rejection of a loan request by a bank customer through an internet banking service. Nowadays, above presented and similar almost all the problems are solved with the help of machine learning, which is a branch of the artificial intelligence.

In the scope of this work, decision-making problems are studied. The latter can be easily modelled into a machine learning classification problem. Moreover, in this work, decision-making problems for real-time systems are studied. Such systems are equipped with a number of additional features that make the usage of machine learning approaches for a problem solving more difficult. In particular, data in real-time systems may change over time compared to previously obtained and expert-provided data, so the problem of updating the system may arise. Thus, the real-time decision-making system should be adaptive to data changes.

Over the past few years, and currently, some studies have been made to find effective solutions to decision making techniques in real-time systems, but still there is no any well-known and well-proven method that will help solve this problem, ensuring high accuracy of predictions and implementing solutions for real-time system properties. Moreover, because of the specific characteristics of the field, a large number of studies and research that are carried out by individual researchers, professionals or financial firms are not disclosed in order to pursue maximum profit.

Carried out research in scope of this work addresses above described problem. The solution of the problem will help to increase the decision-making accuracy in real-time systems, taking into account the properties of such systems as well will minimize the human factor, which will raise the confidence in the decisions made by the system.

The purpose of the work is the research and development of decision-making methods in data analysis real-time systems. To achieve this goal, the following problems have been set and solved:

- Develop data classification methods in real-time systems through neural networks,
- Develop a method that will have high accuracy of predictions and will take into account the properties of real-time systems for decision-making problems,
- Develop an algorithm, which will find an optimal structure and build the model, which implements the above described method.

- Perform experiments for above mentioned points and compare obtained results with the results available in the literature.

The main results.

- It has been proposed ways of applying convolutional and recurrent neural networks in real-time systems, which provide up to 140% higher accuracy of predictions than existing ones [1-5].
- It has been developed a new hybrid discriminative-generative method in which, in contrast to existing methods, can be used any discriminative classification algorithm, also the accuracy of the method's predictions is always greater or equal to the accuracy of its constituent algorithms. The proposed hybrid method derives the advantages of the two types of algorithms by achieving adaptability and the ability of efficiently working with missing data [1, 6, 7].
- It has been developed a new algorithm for effective search and construction of the most optimal model, which implements the hybrid discriminative-generative method. Models constructed with that algorithm have, on average, 10% higher accuracy of predictions than with the existing ones [1, 7].
- Based on the research and the obtained scientific results, a software tool has been developed that enables the training and decision-making predictions of neural networks and the hybrid method. Also, a software package has been developed that provides features of experimenting and results obtaining [3-7].

РАЗРАБОТКА СРЕДСТВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В СИСТЕМАХ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ АНАЛИЗА ДАННЫХ

РЕЗЮМЕ

Актуальность работы. Сегодня во многих областях наблюдается процесс полной или частичной замены физического и интеллектуального труда человека вычислительными, техническими средствами. Чтобы заменить интеллектуальный труд человека, необходимо создать инструменты, которые могут имитировать или заменять человеческий интеллект. Такими примерами могут быть проблемы распознавания объектов на изображениях, генерации текста из изображений, перевода текста, распознавания голоса, самоуправления автомашины, принятия решений в различных областях.

В качестве примеров принятия решения можно отметить медицинский диагноз или принятие/отклонение запроса на кредит клиентом банка через службу интернет-банкинга. В настоящее время, представленные выше и почти все аналогичные проблемы решаются с помощью машинного обучения, который является отраслью искусственного интеллекта.

В рамках данной работы изучаются проблемы принятия решений. Последнее может быть легко смоделировано как задача классификации машинного обучения, в частности, для систем реального времени. Такие системы оснащены рядом дополнительных функций, которые затрудняют использование подходов машинного обучения для решения проблемы. Отметим, что данные в системах реального времени могут изменяться со временем по сравнению с ранее полученными и предоставленными экспертом данными, поэтому может возникнуть проблема обновления системы. Таким образом, система принятия решений в реальном времени должна быть адаптивной к изменениям данных.

За последние несколько лет были проведены некоторые исследования по нахождению эффективных методов принятия решений в системах реального времени. Но, к сожалению, пока не существует какого-либо проверенного метода, который помог бы решить эту проблему, обеспечив высокую точность прогнозов и реализации свойств системы реального времени. Более того, из-за специфических особенностей этой области большое количество исследований, проводимых отдельными исследователями, профессионалами финансовых фирм, не раскрываются с целью получения максимальной прибыли.

Проведенное исследование в рамках данной работы частично решает вышеописанную проблему. Решение проблемы поможет повысить точность принятия решений в системах реального времени, учитывая свойства таких систем, а также минимизирует человеческий фактор, что повысит уверенность в решениях, принимаемых системой.

Целью работы является исследование и разработка методов принятия решений в системах реального времени анализа данных. Для достижения этой цели были поставлены и решены следующие задачи:

- Разработать методы классификации данных в системах реального времени с помощью нейронных сетей.
- Разработать метод, который будет иметь высокую точность прогнозов и будет учитывать свойства систем реального времени для задач принятия решений.
- Разработать алгоритм, который найдет оптимальную структуру и построит модель, реализующую вышеописанный метод.
- Выполнять эксперименты для вышеупомянутых пунктов и сравнить полученные результаты с результатами, описанными в литературе.

Основные результаты.

- Были предложены способы применения сверточных и рекуррентных нейронных сетей в системах реального времени, которые обеспечивают до 140% более высокую точность прогнозов, чем существующие [1-5].
- Был разработан новый гибридный дискриминационно-генеративный метод, в котором, в отличие от существующих методов, может использоваться любой дискриминационный алгоритм. Точность прогнозов разработанного гибридного метода всегда выше или равна точности составляющих его алгоритмов. Предложенный гибридный метод использует преимущества двух типов алгоритмов за счет чего и достигается адаптивность, способность эффективно работать с данными, у которых отсутствуют значения, и гарантируется высокая точность прогнозов [1, 6, 7].
- Разработан новый алгоритм эффективного поиска и построения наиболее оптимальной модели, который реализует гибридный дискриминационно-генеративный метод. Модели, построенные по этому алгоритму, имеют в среднем на 10% более высокую точность прогнозов, чем существующие [1, 7].
- На основе исследований и полученных научных результатов были разработаны программные средства, которые позволяют проводить обучение нейронных сетей и гибридного метода. Также был разработан программный пакет, обеспечивающий возможность экспериментов и получения результатов [3-7].