

ՀՀ ԿՐԹՈՒ ԹՅԱՆ և ԳԻՏՈՒ ԹՅԱՆ ՆԱԽԱՐԱՐՈՒ ԹՅՈՒՆ

ԵՐԵՎԱՆԻ ՊԵՏԱԿԱՆ ՀԱՄԱԼ ՍԱՐԱՆ

Անի Գազիկի Քոչարյան

**ՊՍՏԱՀԱԿԱՆ ԲԼՈԿ-ՀԻԵՐԱՐԻԻԿ ՑԱՆՅԵՐԻ ՏՈՊՈՒՆՈՑԻԱԿԱՆ
ԲՆՈՒ ԹԱԳՐԻՉՆԵՐԻ ԱՎՏՈՄԱՏԱՑՎԱԾ ՀԵՏԱՉՈՏՈՒ ԹՅԱՆ ՀԱՄԱԿԱՐԳԻ
ՄՇԱԿՈՒՄ**

Ե 13.02 – «Ավտոմատացման համակարգեր» մասնագիտությամբ
տեխնիկական գիտությունների թեկնածուի գիտական
աստիճանի հայցման ատենախոսություն

Գիտական ղեկավար՝

Ֆիզ. մաթ. գիտությունների դոկտոր,

պրոֆեսոր Ս. Ա. Նիգիյան

ԵՐԵՎԱՆ 2018

ԲՈՎԱՆԴԱԿՈՒԹՅՈՒՆ

ԲՈՎԱՆԴԱԿՈՒԹՅՈՒՆ	2
ՆԵՐԱԾՈՒԹՅՈՒՆ	4
ԳԼՈՒԽ 1. ԱԿՆԱՐԿ ՊԱՏԱՅԱԿԱՆ ՑԱՆՑԵՐԻ ՎԵՐԱԲԵՐՅԱԼ	9
1.1. Բարդ համակարգեր և պատահական ցանցեր	10
1.2. Պատահական ցանցերի հիմնական տոպոլոգիական բնութագրիչները	13
1.3. Պատահական ցանցերի մոդելները	19
1.3.1. Erdős-Rényi մոդելը	20
1.3.2. Watts-Strogatz մոդելը	22
1.3.3. Barabási-Albert մոդելը	24
1.4. Պատահական ցանցերի հետազոտման տեսակները	28
1.5. Պատահական ցանցերի հետազոտման ծրագրային համակարգերը	31
Եզրակացություն 1-ին գլխավերաբերյալ	36
ԳԼՈՒԽ 2. ԲԼՈՎ-ՅԻԵՐԱՐԽԻԿ ՊԱՏԱՅԱԿԱՆ ՑԱՆՑԵՐԸ, ՄՈՂԵԼՆԵՐԸ ԵՎ ԱԼԳՈՐԻԹՄՆԵՐԸ	37
2.1. Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցեր	39
2.1.1. «Բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակը	43
2.1.2. Կապակցվածություն ծառը	44
2.1.3. Յիմնական տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ալգորիթմները	49
2.1.4. «L-կապեր» կապակցման տեսակը	73
2.1.5. Երկու հանգույցի միջև կապի հավանականությունը	74
2.2. Ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցեր	78
2.2.1. Կապակցվածություն ընդհանրացված ծառը	80
2.2.2. Յիմնական տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ընդհանրացված ալգորիթմները	84
Եզրակացություն 2-րդ գլխավերաբերյալ	85
ԳԼՈՒԽ 3. X <small>R</small> AND <small>N</small> ET ԱՎՏՈՄԱՏԱՑՄԱՆ ՀԱՄԱԿԱՐԳԻ ՄԾԱԿՈՒՄԸ	87
3.1. Համակարգի առջև դրված պահանջները	88
3.2. xRandNet համակարգի ֆունկցիոնալ ուղղությունը	90
3.2.1. Պատահական ցանցերի հավաքածուի գեներացումը	90
3.2.2. Հետազոտությունները տեսակները	94
3.2.3. Ստացված արդյունքների պահպանումը	100
3.2.4. xRandNet համակարգի լրացուցիչ հնարավորությունները	101

3.2.5.	<i>xRandNetStat</i> ենթահամակարգը	106
3.3.	<i>xRandNet</i> համակարգի ճարտարապետությունը	109
3.3.1.	<i>xRandNet</i> համակարգի մակարդակները	109
3.3.2.	Միջուկի հիմնական բաղադրիչները	111
3.3.3.	<i>xRandNet</i> համակարգի կատարման հոսքը	114
3.4.	Կապակցվածություն ծառի իրականացումը	117
3.5.	<i>xRandNet</i> համակարգի համեմատությունը այլ ծրագրային համակարգերի հետ.....	120
	Եզրակացություն 3-րդ գլխի վերաբերյալ	126
Գլուխ 4. Ռեգուլյար բևեռ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի հետազոտությունը <i>xRandNet</i> ավտոմատացման համակարգի միջոցով		
	4.1. Գլոբալ տարվոգիական բևեռագրիչների հետազոտությունը	129
	4.2. Աստիճանների բաշխման հետազոտությունը	143
	4.3. Կլաստերացման գործակիցների բաշխման հետազոտումը	148
	4.4. Կապակցվածություն բաղադրիչների բաշխման հետազոտումը	152
	Եզրակացություն 4-րդ գլխի վերաբերյալ	157
ԱՄՓՈՓՈՒՄ		158
ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ.....		162
ՀԱՎԵԼՎԱԾՆԵՐ		171
	Հավելված 1. Հետազոտություններում օգտագործված ալգորիթմները	171
	Հավելված 2. <i>xRandNet</i> ավտոմատացման համակարգի ելքային տվյալների կառուցվածքները	174
	Հավելված 3. Միջուկի հիմնական բաղադրիչների դասերի դիագրամները և կոնֆիգուրացիայի ֆայլը	189

ՆԵՐԱՆՈՒ ԹՅՈՒՆ

Ատենախոսությունը նվիրված է բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տոպոլոգիական բնութագրիչների էֆեկտիվ հաշվարկի ալգորիթմների և դրանց հիման վրա պատահական ցանցերի հետազոտման *xRandNet (Extended Random Networks)* ավտոմատացման համակարգի մշակմանը:

Բարդ ցանցային կառուցվածքների միջոցով նկարագրվում է բարձր տեխնոլոգիական և ինտելեկտուալ նշանակություն համակարգերի լայն սպեկտր: Օրինակ, կենսաբանական բջիջը լավագույն ձևով նկարագրվում է որպես տարրերի բարդ համակարգ, որոնք կապված են քիմիական ռեակցիաներով. համացանցը (ինտերնետը) այնպիսի երթուղավորիչների (մարշրուտողատորների) և համակարգիչների բարդ ցանց է, որոնք կապված են տարբեր ֆիզիկական և անլար կապերով. սոցիալական ցանցերը, որոնցում հանգույցները մարդիկ են, իսկ կապերը՝ տարբեր սոցիալական հարաբերություններ նրանց միջև; Համաշխարհային Սարդոստայնը (*WWW*) վեբ-էջերի հսկայական ցանց է, որոնք կապված են հիպերհղումներով [1-19]: Թվարկված օրինակները գոյություն ունեցող բարդ համակարգերի բազմության ընդամենը մի փոքր մասն են կազմում, և այդ հանգամանքը գիտական հանրությանը դրդեց հետազոտել այն մեխանիզմները, որոնք որոշիչ են բարդ ցանցերի տոպոլոգիայի և ժամանակի մեջ դրանց փոփոխության դինամիկայի մեջ: Նշված հարցերով զբաղվում է պատահական ցանցերի տեսությունը, որը հիմնադրվել է 1960-ականներին հունգարացի գիտնականներ Պոլ Էրդոսի և Ալֆրեդ Ռենյիի կողմից: 1959թ. -ին նրանք առաջարկեցին պատահական ցանցերի *Erdős-Rényi* մոդելը [20]՝ ենթադրելով, որ բարդ համակարգերի համար ադեկվատ մաթեմատիկական մոդելը պատահական ցանցն է, որում հանգույցների միջև կապերը ի հայտ են գալիս պատահական եղանակով, որոշակի հավանականային կանոնով:

Erdős-Rényi մոդելը համարվում է դասական և էտալոն է բարդ համակարգերի ու սուբնասիրոնթյան ասպարեզում:

Յետագայում պատահական ցանցերի տեսության զարգացմանը զուգընթաց այլ հեղինակների կողմից առաջարկվեցին նաև *Watts-Strogatz* [21-25] և *Barabási-Albert* մոդելները [26-31], որոնք նույնպես դասվեցին դասական մոդելների շարքը:

Վերջին տասնամյակներում որոշ իրական կենսաբանական ցանցերի հետազոտությունը, ինչպիսիք են ուղեղի նեյրոնների ցանցը, ԴՆԹ-ի կառուցվածքը, բջջի ներսում սպիտակուլների փոխազդեցությունները, ցույց տվեց, որ դրանք ունենյունը օրինակ կառուցվածք [14-19], ինչի հիման վրա սահմանվեց պատահական ցանցերի նոր դասը՝ բլոկ-հիերարխիկ [15-17, 19]: Այս դասի ցանցերի համար առաջարկվեցին մոդելներ՝ *RBH (Regular Block-Hierarchical)* [15,19, 32-35] և *NRBH (Non Regular Block-Hierarchical)* [36]:

Ատենափոսություն թեմայի արդիականությունը

Ներկայումս պատահական ցանցերի տեսությունը գիտական աշխարհում լայնորեն հետազոտվող ու յուրօրինակ մեկն է: Դա առաջին հերթին կապված է նրա հետ, որ մեզ շրջապատող աշխարհում օրինաչափ է նորանոր բարդ համակարգերի առաջացումը կամ հայտնաբերումը, որոնց համար հատկանշական են ոչ տրիվիալ կառուցվածքն ու վարքը: Այդպիսի բարդ համակարգերը, որպես կանոն, մոդելավորվում են պատահական ցանցերի միջոցով. համակարգի տարրերը ներկայացվում են ցանցի հանգույցների, իսկ դրանց միջև փոխազդեցությունները՝ հանգույցների միջև կապերի միջոցով, որոնք ի հայտ են գալիս որոշակի հավանականային կանոնով [2, 13, 37-39]:

Պատահական ցանցերի վարքը հասկանալու համար անհրաժեշտ է ունենալ ծրագրային միջոցներ, որոնք հնարավորություն կտան հաշվարկել դրանց հիմնական տոպոլոգիական բնութագրիչները՝ միջին ճանապարհային երկարությունը, տրամագիծը, հանգույցների միջին աստիճանը, կլաստերացման գործակիցը, աստիճանների բաշխումը, կապակցվածության բաղադրիչների բաշխումը և այլն [2, 13]: Քանի որ պատահական ցանցերը, որպես կանոն, ունեն մեծ քանակով հանգույցներ ու կապեր, և դրանց ուսումնասիրությունը կատարվում է կառուցման նույն պարամետրեր ունեցող ցանցերի հավաքածուի (անսամբլի) համար, ապա առաջանում է տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի էֆեկտիվ ալգորիթմների մշակման խնդիր:

Հիմնվելով բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի կառուցվածքի միջարք առանձնահատկությունների վրա՝ մեզ հաջողվել է մշակել դրանց տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի էֆեկտիվ ալգորիթմներ [32-36]: Այս հանգամանքը արդիական է դարձնում *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի մշակումը, որը նախատեսված է ինչպես բլոկ-հիերարխիկ, այնպես էլ դասական մոդելների պատահական ցանցերի գեներացման, վերլուծության և միջարք հետազոտությունների կատարման ավտոմատացման համար [40-42]:

Հետազոտման նպատակը և հիմնական խնդիրները

Ատենախոսության հիմնական նպատակը բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի էֆեկտիվ ալգորիթմների և դրանց հիման վրա պատահական ցանցերի հետազոտման ավտոմատացման ծրագրային համակարգի մշակումն է, ինչպես նաև դրա օգտագործումը՝ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի հիմնական տոպոլոգիական բնութագրիչների վարքի առանձնահատկությունները բացահայտելու նպատակով [42]:

Ել նեկ ով նշված նպատակից՝ աշխատանքում առաջարկված են հետևյալ խնդիրները.

1. Բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի Էֆեկտիվ ալգորիթմների մշակում:
2. Ինչպես դասական, այնպես էլ բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի գեներացման, վերլուծության և հետազոտման ավտոմատացման համակարգի մշակում:
3. Մշակված ավտոմատացման համակարգի կիրառմամբ ռեգուլյար-բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տոպոլոգիական բնութագրիչների հետազոտում:

Հետազոտման մեթոդները

Ատենախոսության տեսական հիմք են ծառայել պատահական ցանցերի տեսության ոլորտում և գիտության տարբեր սպարեզներում դրանց կիրառման հարցում առաջատար մասնագետների աշխատանքները: Ալգորիթմների մշակման ընթացքում օգտագործվել են դիսկրետ մաթեմատիկայի և գրաֆների տեսության որոշ մեթոդներ, ինչպես նաև կիրառվել են ալգորիթմների ժամանակային բարդության գնահատման հիմնական մեթոդները [43-47]: *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի մշակման ընթացքում օգտագործվել է ազատ հասանելիության տիրույթում գտնվող ծրագրային միջոցների հետ համեմատական վերլուծության մեթոդը, վերջիններիս առավելությունների և թերությունների ուսումնասիրությունը [48, 49]:

Ատենախոսության գիտական նորույթը

1. Մշակվել են բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի նոր և Էֆեկտիվ ալգորիթմներ:

2. Մշակվել է ծրագրային համակարգ, որը ավտոմատացնում է ինչպես դասական, այնպես էլ բլոկ-հիերարխիկ մոդելների պատահական ցանցերի գեներացման, վերլուծության և միջարք հետազոտության ներկայարարման ընթացքը:
3. Օգտագործելով մշակված ավտոմատացման համակարգը՝ հետազոտվել են ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի հիմնական տարվոգիական բնութագրիչները:

Աշխատանքի գործնական նշանակությունը

Մշակված *xRandNet* ավտոմատացման համակարգն օգտագործվում է պատահական ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչների և դրանց փոփոխման դինամիկայի հետազոտման համար: *xRandNet* ավտոմատացման համակարգը ներդրվել է Ռուսաստանի Գիտությունների Ակադեմիային կից Ն.Ն. Սեմյոնովի անվան Քիմիական Ֆիզիկայի ինստիտուտում:

Պաշտպանություն և ներկայացվող հիմնական դրույթները

1. Բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկի համար մշակված է ֆեկտիվ ալգորիթմները:
2. Մշակված *xRandNet* ավտոմատացման համակարգը՝ պատահական ցանցերի գեներացման, վերլուծության և հետազոտության ներկայարարման համար:
3. *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի կիրառմամբ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչների վերլուծության արդյունքները:

Աշխատանքի արդյունքների հրատարակումները

Աշխատանքի տեսական և գործնական հիմնական արդյունքները գեկոցվել են.

- “Computer Science and Information Technologies” – CSIT - 2013 միջազգային կոնֆերանսում (Երևան, Հայաստան, 2013թ);

- «Գիտական դպրոց-սեմինար» Նմակահոդ – 2013 (Նմակահոդ, Արցախ, 2013);
- «Երիտասարդական գիտակրթական ֆորում» - Նմակահոդ – 2017 (Նմակահոդ, Արցախ, 2017);
- ԵՊՀ-ի «Ճրագրավորման և ինֆորմացիոն տոխնոլոգիաների» ամբիոնի սեմինարում (Երևան, Հայաստան, 2018):

Ատենախոսության հիմնական արդյունքները հրապարակվել են 7 գիտական հոդվածներում, որոնց ցուցակը բերված է սեղմագրի վերջում:

Ատենախոսության կառուցվածքը և ծավալը

Ատենախոսությունը բաղկացած է ներածությունից, 4 գլխից և ամփոփումից, 104 անուն ներառող գրականության ցանկից և 3 հավելվածներից: Ատենախոսության հիմնական տեքստը շարադրված է 130 էջում, ներառյալ՝ 27 նկար, 7 գրաֆիկ և 13 աղյուսակ: Ատենախոսությունը գրված է հայերենով:

ԳԼՈՒԽ1. ԱԿՆԱՐԿ ՊԱՏԱՐԱԿԱՆ ՑԱՆՑԵՐԻ ՎԵՐԱԲԵՐՅԱԼ

Առաջին գլխում ներկայացվել է ակնարկ պատահական ցանցերի տեսության մասին: 1.1. բաժնում նկարագրված են որոշ հայտնի բարդ համակարգեր և դրանց ներկայացումը պատահական ցանցերի միջոցով: 1.2. բաժնում սահմանվել են ցանցերի հիմնական տոպոլոգիական բնութագրիչները՝ հանգույցների միջին աստիճանը և հանգույցների աստիճանների բաշխումը, միջին ճանապարհային երկարությունը, տրամագիծը և հեռավորությունների

բաշխումը, ենթացանցերի բաշխումները՝ կապակցված, լրիվ, ցիկլերի և ենթաձառերի, կլաստերացման միջին գործակիցը, կլաստերացման գլոբալ գործակիցը և կլաստերացման գործակիցների բաշխումը ցանցում, որոնք ուսումնասիրվում են դրանց առանձնահատկությունները հասկանալու համար: 1.3. բաժնում սահմանվել են պատահական ցանցերի դասական մոդելները՝ *Erdős-Rényi* մոդելը (1.3.1. բաժին), *Watts-Strogatz* մոդելը (1.3.2. բաժին) և *Barabási-Albert* մոդելը (1.3.3. բաժին), և նկարագրվել են մոդելների պահելածևի առանձնահատկությունները: 1.4. բաժնում նկարագրվել են պատահական ցանցերի տեսության շրջանակներում հայտնի հետազոտությունների այն տեսակները, որոնք դիտարկված են այս աշխատանքում: 1.5. բաժնում դիտարկված են ներկայումս առկա ծրագրային համակարգերը, որոնք օգտագործվում են կամ կարող են օգտագործվել պատահական ցանցերի հետազոտման նպատակով:

1.1. Բարդ համակարգեր և պատահական ցանցեր

Ժամանակակից աշխարհում գոյություն ունեն բազմաթիվ ցանցանման համակարգեր, որոնք ունեն բարդ կառուցվածք: Այդպիսի համակարգերն ունեն կոլեկտիվ անվանում՝ բարդ կամ կոմպլեքս համակարգեր, ինչը առաջին հերթին արտացոլում է փաստը, որ անհնար է հասկանալ դրանց վարքը՝ ունենալով ինֆորմացիամիայն համակարգի տարրերի մասին: Այդպիսիք են սոցիալական համակարգերը, որոնք ենթադրում են միլիոնավոր անհատների միջև կոմունիկացիա, կենսաբանական համակարգերը՝ միլիոնավոր գեների փոխազդեցություններ և բջջի ներսում մետոբոլիզմ, մարդկային ուղեղի նեյրոնների ցանց, համացանց և այլն: Գիտության մեջ բարդ համակարգերը ընդունված է ներկայացնել պատահական ցանցերի միջոցով,

որոնցում հանգույցները (գագաթները) համակարգի բաղադրիչներն են, իսկ կապերը (կողերը)՝ այդ բաղադրիչների փոխազդեցությունները: Հետևաբար, բարդ համակարգերը, դրանց տարլոգիական առանձնահատկությունները և վարքը հասկանալու համար անհրաժեշտ է ուսումնասիրել այն ցանցերը, որոնք կանգնած են նրանց ետևում [1-19]:

Ցանցը կանվանենք պատահական, եթե դրա հանգույցների միջև կապերը կառուցվում են որոշակի հավանականային կանոնով: Տվյալ ատենախոսության շրջանակներում դիտարկվում են չուղղորդված, բազմակի կապեր չունեցող պատահական ցանցեր:

Դիտարկենք ավելի մանրամասն որոշ իրական բարդ համակարգեր, որոնք ներկայացվում են ցանցերի տեսքով:

WWW (World Wide Web): Այսպես կոչված Համաշխարհային Սարդոստայնը այս պահին ամենամեծ համակարգն է, որի տարլոգիայի մասին ինֆորմացիան հայտնի է: Ցանցերի լեզվով՝ հանգույցները հանդիսանում են վեբ-էջերը (փաստաթղթերը), իսկ կապերը նրանց միջև՝ հիպերհղումները, որոնք տանում են մի էջից դեպի մյուսը: Այս ցանցի չափը դեռ քսանմեկերորդ դարի սկզբում ուներ միլիարդ հանգույցի կարգ և, բնականաբար, այդ թիվը տեխնոլոգիաների զարգացմանը գուցընթաց միայն աճում է:

Համացանց (ինտերնետ): Այս համակարգը որպես ցանց դիտարկվել և հետազոտվել է երկու մակարդակներում. երթուղավորիչների մակարդակում, որտեղ վերջիններս հանդիսանում են հանգույցներ, իսկ ֆիզիկական միացումները՝ կապեր, և դոմենների մակարդակում, որտեղ դոմենը, կազմված է ինտելիգենտ հարյուրավոր երթուղավորիչներից և դրանց միջև ֆիզիկական միացումներից, դիտարկվում է որպես ցանցի հանգույց, իսկ

դոմենները համարվում են կապված, եթե նրանց միջև կա գոնե մեկ միացման ճանապարհ:

Գիտական համագործակցությունների համակարգ: Այս համակարգի համար կառուցվում է ցանց, որում հանգույցները գիտնականներն են, իսկ հանգույցները կապված են, եթե համապատասխան գիտնականները երբևէ գրել են որևէ համատեղ հոդված: Այսպիսի ցանցերի ուսումնասիրման համար 1990-ականներին կատարվեցին հետազոտություններ այնպիսի տվյալների բազաների հիման վրա, որոնք ներառում են ֆիզիկայի, կենսաբանական և ինֆորմատիկայի ոլորտները:

Էներգամատակարարման համակարգեր: Այս համակարգը կարող է ներկայացվել որպես տրասֆորմատորների, գեներատորների և ենթակայանների ցանց, որոնք միացված են հաղորդման բարձր արման գծերով: Որպես այսպիսի ցանցի օրինակ ուսումնասիրվել է ԱՄՆ-ի արևմտյան մասի Էներգամատակարարման համակարգը:

Նեյրոնների ցանցեր: Այս համակարգի համար նեյրոններն այնպիսի հանգույցներ են, որոնք կապված են սինապսներով: Արդեն 21-րդ դարի սկզբում ուսումնասիրված էր նեմատոդ որդի (*Caenorhabditis elegans*) նեյրոնների ցանցը: Այժմ բազմաթիվ հետազոտություններ են կատարվում մարդու և կենդանիների ուղեղների նեյրոնների ցանցերի ուսումնասիրման ուղղությամբ:

Սպիտակուլցի ֆոլդինգ: Ֆոլդինգի գործընթացում սպիտակուլցը հաջորդաբար փոխում է իր կառուցվածքը: Այդ գործընթացի նկարագրության համար առաջարկվել է ցանց, որում հանգույցները սպիտակուլցի տարբեր վիճակներն են, իսկ դրանք համարվում են կապված, եթե գոյություն ունի տարրական անցում մի վիճակից մյուսին: Այսպիսի ցանցերը սկսել են ուսումնասիրվել արդեն 2000-ականներից [2, 12, 13]:

Առկա են իրական ցանցերի տվյալների բազաներ, որտեղ կարելի է գտնել երկար տարիների ընթացքում կատարված դրանց բազմաթիվ ուսումնասիրությունների արդյունքները: Ամենալայնածավալը համարվում է *Network Repository* օնլայն տվյալների բազան (<http://networkrepository.com>), որտեղ կարելի է գտնել տարբեր ոլորտների՝ սկսած կենսաբանությունից մինչև բարձր տեխնոլոգիաներ, իրական ցանցերի մասին տվյալներ [50]:

1.2. Պատահական ցանցերի հիմնական տարլոգիական բնութագրիչները

Պատահական ցանցերի խորն ընկալման համար նախպեսք է ուսումնասիրել դրանց տարլոգիան՝ հիմնական տարլոգիական բնութագրիչները և դրանց վարքը: Այդ բնութագրիչները կարելի է պայմանականորեն բաժանել երկու մասի. գլոբալ բնութագրիչներ, որոնք նկարագրում են ցանցը ընդհանուր իմաստով, որպես մեկ ամբողջություն, և բաշխումներ, որոնք նկարագրում են առանձին հանգույցների առանձնահատկությունները և այդ առանձնահատկությունների բաշխվածությունը ամբողջ ցանցում [2, 13, 51]:

Ստորև բերվել են ցանցերի հիմնական տարլոգիական բնութագրիչների սահմանումները: Նշանակենք ցանցը $G(V, E)$ –ով, որտեղ V –ն հանգույցների բազմությունն է, իսկ E –ն՝ կապերինը: Նշանակենք հանգույցների քանակը $|V| = N$, նաև ենթադրենք, որ ցանցի բոլոր հանգույցները համարակալված են 1–ից N -ը:

Չանգույցի աստիճանը, միջին աստիճանը ցանցում, հանգույցների աստիճանների բաշխումը: Չանգույցի

աստիճան է կոչվում այն հանգույցների քանակը, որոնց հետ այն կապված է (հարևան): i գագաթի աստիճանը նշանակենք k_i -ով:

Միջին աստիճանը ցանցում սահմանվում է որպես.

$$\langle k \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k_i:$$

Չանգույցների աստիճանների բաշխումը՝ P_k -ն, սահմանվում է որպես պատահականորեն ընտրված հանգույցի ճիշտ k աստիճան ունենալու հավանականություն.

$$P_k = \frac{N_k}{N},$$

որտեղ N_k -ն այն հանգույցների քանակն է, որոնք ունեն ճիշտ k հարևան: Սահմանումից պահանջվում է, որ հանգույցների աստիճանների բաշխում ստանալու համար անհրաժեշտ է դիտարկել k աստիճանով հանգույցների քանակը բոլոր հնարավոր k -երի համար: Պատահական ցանցերի տեսության շրջանակներում աստիճանների բաշխումը կենտրոնական տեղ զբաղեցնող տարվոգիական բնութագրիչներից մեկն է:

Ճանապարհները և հանգույցների միջև հեռավորությունները: Երկու հանգույցի միջև *ճանապարհ* է կոչվում հանգույցների այնպիսի հաջորդականությունը, որում ամեն հաջորդ հանգույցը նախորդի հարևանն է: Ճանապարհի երկարությունը կսահմանենք որպես նրանում կապերի քանակ:

i և j հանգույցների միջև *հեռավորությունը*՝ d_{ij} -ն, սահմանվում է որպես նրանց միջև գոյություն ունեցող ամենակարճ ճանապարհի երկարություն: Այնպես է, որ

կարճագույն ճանապարհը չի պարունակում ցիկլեր և $d_{ij} = d_{ji}$ կամայական i -ի և j -ի համար: Ցանցում միջին ճանապարհային երկարությունը գոյություն ունեցող բոլոր կարճագույն ճանապարհների երկարությունների միջին թվաբանականն է: Նշանակենք այն $\langle d \rangle$ -ով:

$$\langle d \rangle = \frac{1}{N * (N - 1)} \sum_{\substack{i,j=1,\dots,N \\ i \neq j}} d_{ij} :$$

Հարկ է նկատել, որ այս բանաձևում պետք է հաշվի առնվեն միայն այն հանգույցները, որոնց միջև գոյություն ունի որևէ ճանապարհ: Միջին ճանապարհային երկարությունը նկարագրում է, թե միջինում ինչքանով են իրար մոտ կամ իրարից հեռու ցանցի հանգույցները:

Ցանցի տրամագիծը՝ d_{max} -ն, սահմանվում է որպես ցանցում ամեներկար հեռավորություն, այսինքն՝ կարճագույն ճանապարհներից ամենաերկարը: Խիստ սսած՝ եթե ցանցում գոյություն ունեն հանգույցներ, որոնց միջև ճանապարհ չկա, ապա ցանցի տրամագիծը անվերջ մեծ է, բայց ընդունված է տրամագիծը չափել իսայդպիսի հանգույցները հաշվի չառնել:

Սահմանվում է նաև ցանցում *հեռավորությունների բաշխումը*՝ PD_d -ն, որպես պատահականորեն ընտրված կարճագույն ճանապարհի՝ ճիշտ d երկարություն ունենալու հավանականություն:

Կապակցվածությունը և ենթացանցերը: Ցանցը կոչվում է *կապակցված*, եթե դրա կամայական i և j հանգույցների միջև գոյություն ունի ճանապարհ:

Ենթացանց կանվանենք կամայական $C(V_c, E_c)$ ցանցը, որի համար $V_c \subseteq V$ և $E_c \subseteq E$:

Սահմանենք կապակցվածության բաղադրիչների բաշխումը՝ $ConD_s$ -ն, որպես պատահականորեն ընտրված ենթացանցի՝ ճիշտ s հանգույցների քանակ (չափ) ունենալու հավանականությունը:

Սահմանենք *ցիկլի* հասկացությունը. ≥ 3 երկարություն ունեցող ճանապարհը կանվանենք ցիկլ, եթե դրա առաջին և վերջին հանգույցները համընկնում են:

Ցանցը կոչվում է *ծառ*, եթե այն կապակցված է, և նրանում ցիկլեր չկան:

Ցանցը կոչվում է *լրիվ*, եթե նրա կամայական i և j հանգույցները հարևան են:

Ցանցերի տոպոլոգիան հասկանալու համար կարևոր է իմանալ, թե ինչպես են նրանում բաշխված տարբեր տեսակի ենթացանցերը:

Հանգույցներն $ConD_s$ -ին՝ սահմանվում են.

- *Ցիկլերի բաշխումը՝ $CycleD_s$ -ն*, որպես պատահականորեն ընտրված ցիկլի՝ ճիշտ s երկարություն ունենալու հավանականություն,
- *Ենթածառերի բաշխումը՝ $TreeD_s$ -ն*, որպես պատահականորեն ընտրված ենթածառի՝ ճիշտ s չափ ունենալու հավանականություն,

- *L* թիվ ենթացանցերի բաշխումը՝ $FullD_S$ -ն, որպես պատահականորեն ընտրված *L* թիվ ենթացանցի՝ ճիշտ s չափ ունենալու հավանականություն:

Կլաստերացման գործակիցը: *i* հանգույցի համար, որն ունի k_i աստիճան, *Կլաստերացման տեղային (լոկալ) գործակիցը* սահմանվում է որպես.

$$c_i = \frac{2 L_i}{k_i(k_i - 1)},$$

որտեղ L_i -ն հանգույցի k_i -ի հարևանների միջև գոյություն ունեցող կապերի քանակն է: Այսինքն, c_i -ն այն երևույթի հայտ գալու հավանականությունն է, որ տվյալ հանգույցի կամայական երկու հարևան նույնպես կապված են: Նկատենք, որ L_i -ն այն եռանկյունների (3 երկարությամբ ցիկլերի) քանակն է, որոնք անցնում են *i* հանգույցով, քանի որ ամեն մի կապ, որ գոյություն ունի *i*-ի հարևանների միջև, եռանկյուն է առաջացնում:

Կլաստերացման տեղային գործակիցների միջին թվաքանականը կոչվում է *կլաստերացման միջին գործակից*.

$$\langle c \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_i:$$

Ցանցի համար սահմանվում է նաև *կլաստերացման գլոբալ գործակից*.

$$C_{\Delta} = 3 * \frac{M_{\Delta}}{M_V},$$

որտեղ M_{Δ} -ն ցանցում եռակյուղների քանակն է, իսկ M_V -ն կապված եռյակների քանակն է (կապակցված եռյակ ասելով՝ հասկանում ենք որևէ հանգույց իր երկու հարևանների հետ):

Սահմանենք կլաստերացման տեղային գործակիցների բաշխումը՝ CD_c -ն, որպես պատահականորեն ընտրված հանգույցի՝ ճիշտ C_i կլաստերացման տեղային գործակից ունենալու հավանականությունը:

Վերջին տասնամյակներում բազմաթիվ իրական ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչների ուսումնասիրություններ են կատարվել: Որոշ տվյալներ կարելի է տեսնել աղյուսակ 1.1-ում, որտեղ բերված են հետևյալ իրական ցանցերի հանգույցների քանակը, կապերի քանակը, հանգույցների միջև կապի գոյության հավանականությունը (ինչը որոշում է ցանցի խտությունը) և գլոբալ տարվոգիական բնութագրիչներ՝ միջին աստիճանը և կլաստերացման միջին գործակիցը.

- *LiveJournal* օնլայն սոցիալական ցանցը [52],
- աստրոֆիզիկայի ոլորտի գիտնականների գիտական համագործակցությունների ցանցը [53],
- ԱՄՆ-ի արևմտյան հատվածի էներգամատակարարման համակարգը [22],
- Նեմատոդի նեյրոնների ցանցը [54],
- խմորիչի սպիտակուցի ֆոլդինգի գործընթացի վիճակների ցանցը [55]:

Աղյուսակ 1.1

Որոշ իրական ցանցերի հանգույցների քանակ՝ N , կապերի քանակ՝ $|E|$, կապի հավանականությունը՝ p և գլոբալ տարվոգիական բնութագրիչներ՝ հանգույցի միջին աստիճան $\langle k \rangle$ և կլաստերացման միջին գործակից $\langle c \rangle$:

Իրական ցանց	N	$ E $	p	$\langle k \rangle$	$\langle c \rangle$
<i>LiveJournal</i>	4 000 000	27 900 000	0,000003	13	0.2564
Աստրոֆիզիկ գիտնականներ	18 800	198 100	0.00112	21	0.6305
ԱՄՆ-ի Էներգամատակարարում	4 500	6 600	0.00054	2	0.0801
Նեմատոդի նեյրոններ	453	2 000	0.01977	8	0.6464
Խմորիչի սպիտակուլների ֆունկցիոնալ	1 800	4 400	0.00258	4	0.0516

1.3. Պատահական ցանցերի մոդելները

1959թ-ից ի վեր պատահական ցանցերի բազմաթիվ մոդելներ են առաջարկվել, որոնց միջոցով կարելի էր հետազոտել և հասկանալ դրանցով ներկայացվող բարդ համակարգերը: Առաջին մոդելը՝ *Erdős-Rényi*-ն, առաջարկվեց 1959թ-ին հունգարացի մաթեմատիկոսներ Պոլ Էրդոսի և Ալֆրեդ Ռենյիի կողմից և հայտնի է որպես դասական մոդել, որը համարվում է Էտալոն պատահական ցանցերի տեսութան նույնիսկ [2, 13, 20]:

Բազմաթիվ հետազոտություններ ցույց են տվել, որ որոշ իրական համակարգեր ներկայացնող պատահական ցանցերն օժտված են «փոքր աշխարհ» (*small-world*) կոչվող հատկություն: Այդ հատկությունն արտացոլում է այն փաստը, որ ցանցի միջին ճանապարհային երկարությունը, համեմատած ցանցի չափի հետ, շատ փոքր է: 1998թ-ին Դուեյկան Վասսիլու Ստիվեն Ստրոգացի կողմից առաջարկվեց *Watts-Strogatz* մոդելը, որն իրացնում է «փոքր աշխարհ» հատկանիշը: Յետագայում այս մոդելը մեծ

տարածում գտավ պատահական ցանցերի ուսումնասիրություններում [2, 13, 21-25]:

Վերջին տասնամյակներում պատահական ցանցերի տեսության նկատմամբ հետաքրքրության աճին զուգընթաց, ի հայտ եկավ *Barabási-Albert* մոդելը, որն իրացնում է այսպես կոչված «առանց մասշտաբի» (*scale-free*) հատկությունը: Ասում ենք, որ պատահական ցանցը օժտված է այդ հատկությամբ, եթե նրա համար աստիճանների բաշխումն ունի աստիճանային պահելած: Մոդելն առաջարկվել է 1999թ-ին Ալբերտ-Լեսլո Բարաբասիի և Ռեկա Ալբերտի կողմից [2, 13, 26-31]:

Պատահական ցանցի որևէ մոդել սահմանելու համար անհրաժեշտ է նկարագրել մոդելի կառուցման պարամետրերը, սկզբնական վիճակը և գեներացման (զարգացման) քայլը:

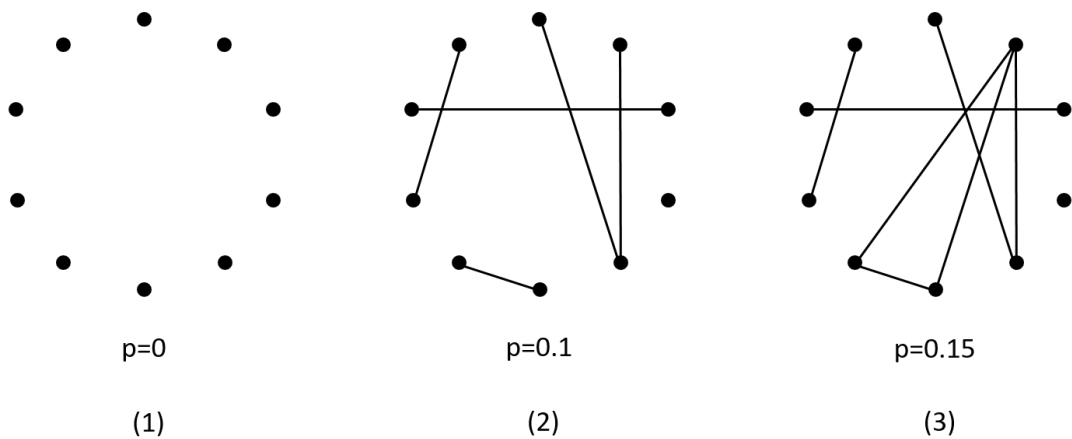
1.3.1. *Erdős-Rényi* մոդելը

Erdős-Rényi մոդելը կարելի է սահմանել երկու համազոր ձևով [2, 13, 20].

- *Կառուցման պարամետրերն են* հանգույցների քանակը՝ N , և կապերի քանակը՝ n : *Սկզբնական վիճակում* ցանցը դատարկ է (չկան կապեր): *Գեներացման քայլում* պատահական ձևով ցանցում ավելացվում են n կապեր հնարավոր $N(N-1)/2$ -ից: Այնպես, որ տրված հանգույցների քանակի և կապերի քանակի համար գոյություն ունի $C_{(N-1)/2}^n$ ցանց, որոնք կազմում են հավանականային տարածություն, որտեղ ցանցի կամայական օրինակը հավասարահավանական է:
- *Երկրորդ՝ ավելի տարածված, սահմանման դեպքում կառուցման պարամետրերն են* հանգույցների քանակը՝ N , և

կապի հավանականությունը՝ p : Սկզբնական վիճակում ցանցը դատարկ է, իսկ գեներացման քայլում դիտարկվում են հանգույցների բոլոր հնարավոր գույգերը և կապվում են p հավանականությամբ (այսինքն՝ չեն կապվում $1-p$ հավանականությամբ): Այն հայտ է, որ կապերի ընդհանուր քանակը պատահական մեծություն է $p \binom{N(N-1)}{2}$ արժեքով:

Նկար 1.1-ում կարելի է տեսնել Erdős-Rényi մոդելի երեք տարբեր պատահական ցանցեր՝ գեներացված տարբեր կառուցման պարամետրերով:



Նկ. 1.1. Erdős-Rényi մոդելի պատահական ցանցեր, որոնց համար $N = 10$ և (1) $p = 0$, (2) $p = 0.1$ և (3) $p = 0.15$

Ինչպես արդեն նշվել է, այս մոդելը համարվում է դասական և ամբողջովին ուսումնասիրված է: Չանգույցի միջին աստիճանը ցանցում $p(N-1)$ է, իսկ աստիճանների բաշխումը ունի բինոմիալ վարք. $P_k = C_{N-1}^k p^k (1-p)^{N-1-k}$: Չայտնի է նաև, որ միջին ճանապարհային երկարությունը $\log N$ է, իսկ տրամագիծը՝ $\frac{\ln(N)}{\ln(pN)}$: Կլաստերացման միջին գործակիցը $\langle k \rangle / N$ է:

Ցանցի կապակցվածության մասին հայտնի է հետևյալը.

- $p < \frac{1}{N}$ դեպքում ցանցում ի հայտ է գալիս $O(\log(N))$ -ից ավելի մեծ չափի կապակցված բաղադրիչ: Սա կոչվում է ենթասահմանային (սուբկրիտիկական) ֆազ,
 - $p = \frac{1}{N}$ դեպքում ցանցում ի հայտ է գալիս կապակցված բաղադրիչ չափի $O(N^{2/3})$: $\frac{1}{N}$ կետը կոչվում է սահմանային կետ,
 - $p > \frac{1}{N}$ դեպքում ցանցը լիովին կապակցված է: Սա կոչվում է հետսահմանային (սուպերկրիտիկական) ֆազ:
Իսկ ենթացանցերի ուսումնասիրությունները որոշակի դարձրին, որ կապի հավանականություն.
 - $cN^{-k/(k-1)}$ արժեքի դեպքում ցանցում ի հայտ է գալիս k չափի ենթածառ,
 - cN^{-1} արժեքի դեպքում ցանցում ի հայտ է գալիս k երկարություն ցիկլ,
 - $cN^{-2/(k-1)}$ արժեքի դեպքում ցանցում ի հայտ է գալիս k չափի լրիվ ենթացանց,
որտեղ c -ն որոշակի հաստատուն է՝ կախված ցանցի չափից
- [2, 13]:

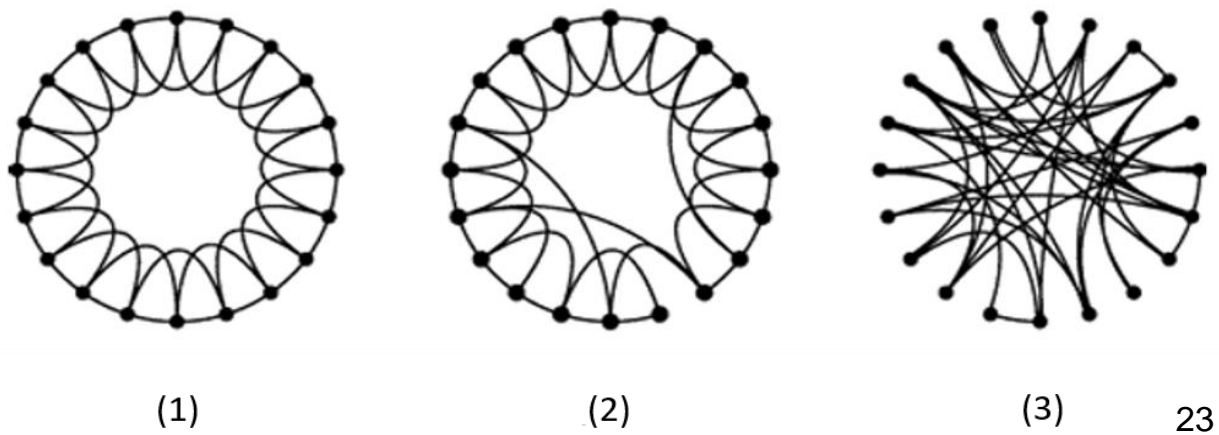
1.3.2. Watts-Strogatz մոդելը

«Փոքր աշխարհ» տերմինը փորձարարական (էքսպերիմենտալ) գիտությունն ունորտ ներառվել է Ստենլի Միլգրամի կողմից 1960-ականներին, այսպես կոչված «Միլգրամի փորձի» կատարման արդյունքում: Միլգրամի այդ սկզբնական էքսպերիմենտը մինչ այժմ էլ մնում է ամենահաջողվածը

տվյալ խնդիրը հասկանալու հարցում: Նրան պատակն էր երկու անձանոթ մարդու կապել ծանոթությունների շղթայով: Իսկզբանե, Նեբրասկայի բնակիչը պետք է նամակ ուղարկեր մի մարդու մասաչուսեթսում, ընդ որում նրան հաղորդում էին միայն այդ մարդու գտնվելու վայրը և հասցեն: Նա, իսկ հետո նաև շղթայի մյուս մարդիկ, պետք է նամակը փոխանցեր իրեն ծանոթ մեկին այնպես, որ նամակը հնարավորինս արագ հասներ իր նպատակակետին: Բազմաթիվ հաջողված փորձերից հետո հաշվարկեցին առաջացած ծանոթությունների շղթաների միջին երկարությունը: Պարզվեց, որ այդ երկարությունն ընկած էր 5-ի և 6-ի միջև: Հենց այդ պատճառով այս փորձից հետո սկսեցին խոսել մարդկանց միջև «6 աստիճանի անջատման» երևույթի մասին [21, 25]:

Պատահական ցանցերի տեսության շրջանակներում վերը նկարագրված երևույթի արտացոլման համար Դուսկան Վաթսը և Սթիվեն Սթրոգացը ներկայացրին պատահական ցանցերի նոր մոդել՝ *Watts-Strogatz*-ը, ելնելով այն հանգամանքից, որ իրական ցանցերը օժտված են «փոքր աշխարհ» հատկությամբ, այսինքն՝ չնայած ցանցի մեծ չափին, միջին ճանապարհային երկարությունը շատ փոքր է, իսկ ավելի կոնկրետ՝ լոգարիթմորեն է կախված ցանցի չափից [2, 13, 21-25]:

Watts-Strogatz մոդելի համար կառուցման պարամետրերն են N և K բնական թվերը, այնպիսին, որ $1 \ll \ln(N) \ll K \ll N$, և p



Նկ. 1.2. *Watts-Strogatz* մոդելի պատահական ցանցեր, որոնց համար $N = 20, K = 4$ և (1) $p = 0$ (2) $p = 0.1$ և (3) $p = 0.9$

հավանականությունը: *Սկզբնական վիճակում* վերցվում է այսպես կոչված ռեգուլյար շրջանաձև վանդակ (*ring lattice*) N հանգույցներով և $(NK)/2$ կապերով այնպես, որ յուրաքանչյուր հանգույց կապված է K -ական հանգույցների հետ՝ $K/2$ ամեն կողմից (նկար 1.2):

Գեներացման քայլը կայանում է նրանում, որ ցանցի յուրաքանչյուր հանգույցի համար ամեն մի կապը p հավանականությամբ փոխարինվում է կապով մեկ այլ հանգույցի հետ: Այսինքն՝ i հանգույցի համար (i, j) կապը փոխարինվում է (i, k) կապով, որտեղ k -ն հավասարահավանական եղանակով ընտրվում է եղած հանգույցներից այնպես, որ չառաջանան կրկնակի կապեր, և հանգույցը չկապվի ինքն իր հետ:

Գեներացման քայլի նկարագրությունից ակնհայտ է դառնում, որ այս մոդելի շրջանակներում չեն փոխվում ցանցի ո՛չ հանգույցների, ո՛չ կապերի քանակները, իսկ ցանցը մնում է կապակցված և խփտ [2, 13]:

1.3.3. *Barabási-Albert* մոդելը

Իրական ցանցերում ոչ բոլոր հանգույցներն ունեն նույն քանակի հարևաններ, ընդհակառակը, շատ իրական ցանցերի հետազոտություններ ցույց տվեցին, որ հանգույցների աստիճանների բաշխումը ոչ համասեռ բնույթ ունի: Այդպիսի ցանցերում ի հայտ են գալիս շատ հարևաններ ունեցող մի քանի հանգույցներ, իսկ մնացածը կա՛մ բոլորովին հարևաններ չունեն, կա՛մ շատ քիչ ունեն: Այսինքն, աստիճանների բաշխումը ունի ոչ բինոմիալ վարք,

ինչպես դասական մոդելում, այլ բոլորովին այլ: Ուսումնասիրությունները ցույց տվեցին, որ շատ իրական ցանցերում, ներառյալ նաև համացանցն ու ինտերնետը, աստիճանների բաշխումն ունի աստիճանային վարք:

$$P_k \sim k^{-\gamma}:$$

Ցանցերի այս հատկությունը ստացավ «առանց մասշտաբի» անվանումը [2, 13, 21-36]:

1999թ-ից Բարաբասին և Ալբերտը սկսեցին ուսումնասիրել «առանց մասշտաբի» ցանցերը և առաջարկեցին նոր մոդել՝ *Barabási-Albert* մոդելը, ներդնելով դրանում երկու նոր առանձնահատկություն՝ աճ և նախապատվային կապակցում: Դիտարկենք այդ առանձնահատկություններն ավելի մանրամասն:

Ցանցի *աճի* տակ հասկանում ենք ցանցի հանգույցների քանակի աճ գեներացման ամեն քայլում, այսինքն՝ ցանցում նոր հանգույցների ավելացում: Սա պատահական ցանցերի մոդելավորման խնդրին հիմնովին տարբեր մոտեցում է, քանի որ և՛ *Erdős-Rényi*, և՛ *Watts-Strogatz* մոդելներում հանգույցների քանակը չէր փոփոխվում:

Նախապատվային կապակցումը ենթադրում է, որ այն հանգույցը, որի աստիճանը ավելի մեծ է (ունի ավելի շատ հարևաններ), պետք է նոր հարևաններ ձեռք բերել ու ավելի մեծ «շանսեր» ունենա, այսինքն՝ այդպիսի հանգույցը պետք է գտնվի ավելի բարձր նախապատվային վիճակում: Այսյուրահատկությունը հեշտ է նկատել սոցիալական հարաբերությունները դիտարկելիս. ենթադրենք ցանցի հանգույցները մարդիկ են, իսկ *i* և *j* հանգույցները կապված են իրար հետ, եթե համապատասխան մարդիկ ծանոթ են: Հասկանալի է, որ մեծ աստիճան ունեցող հանգույցները նկարագրում են

ավելի շփվող մարդկանց: Տրամաբանական է, որ նորեկը այդ ցանցում ավելի մեծ հավանականությամբ կծանոթանա ավելի շփվող մարդկանց հետ, քան մյուսների, և այդպես շարունակ: Այդ յուրահատկությունը կարելի է նկատել նաև համացանցում. նոր վեբ-էջերը կհղվեն ավելի հայտնի էջերի վրա, քան այնափսիների, որոնց մասին ոչ ոք ոչինչ չգիտի:

Barabási-Albert մոդելի կառուցման պարամետրերն են $m_0 > 1, m \leq m_0$ բնական թվերը և p հավանականությունը:

Սկզբնական վիճակում ունենք դասական մոդելի պատահական ցանց $N = m_0$ և p կառուցման պարամետրերով: *Գեներացման քայլում* ցանցում ավելացվում է մեկ նոր հանգույց, որը կապվում է արդեն գոյություն ունեցող հանգույցների հետ հետևյալ հավանականությամբ.

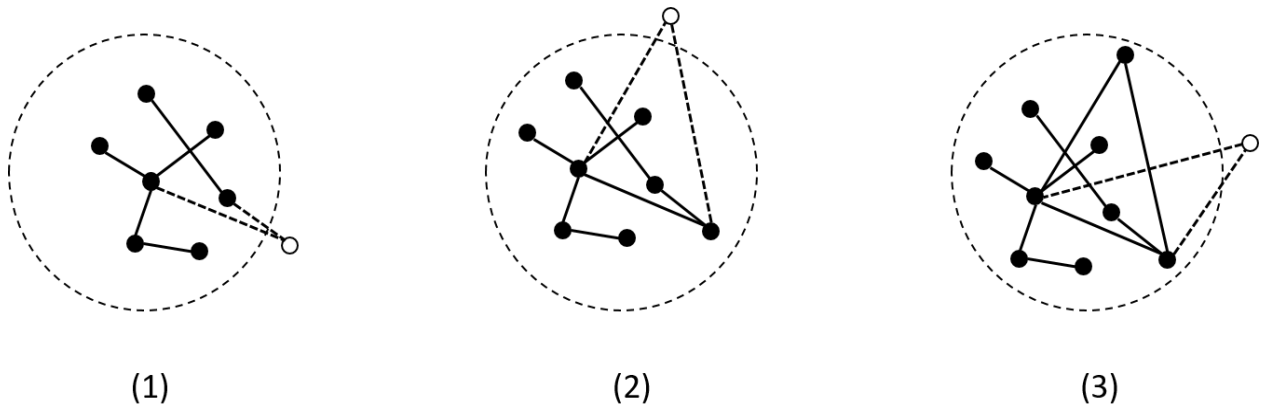
$$p_i = \frac{k_i}{\sum_j k_j}, \tag{1.1}$$

որտեղ i -ն այն հանգույցի համարն է, որի հետ կապվելու հավանականությունը որոշվում է: Նկատենք, որ երբ $p = 0$, բոլոր հանգույցների աստիճանները կլինեն հավասար 0-ի: Այս դեպքում $p_i = 1$ բոլոր հանգույցների համար:

Այնհայտ է, որ եթե կատարվեն s գեներացման քայլեր, ապա կստացվի $m_0 + s$ հանգույցներով և $n_0 + m * s$ կապերով ցանց, որտեղ n_0 -ն սկզբնական ցանցում կապերի քանակն է (նկար 1.3):

Barabási-Albert մոդելի գեներացման քայլի նկարագրություննից հասկանալի է, որ այս մոդելը իրացնում է աճի առանձնահատկությունը, իսկ (1.1) բանաձևը երաշխավորում է նախապատվային կապակցումը: Նաև այնհայտ է, որ երբ

կառուցման պարամետր $p = 0$, ապասկզբնական m_0 հանգույցների միջև կապեր չեն լինի, և դրանք կմնան մեկուսացված



Նկ. 1.3. Barabási-Albert մոդելի պատահական ցանց, որի համար $m_0 = 7, m = 2, p = 0.2$ և որի համար կատարվել է գեներացման $s = 3$ քայլ (համապատասխանաբար (1),(2) կամայական քանակի գեներացման քայլերից հետո):

Պարզվեց, որ Barabási-Albert մոդելի ցանցերը օժտված են «առանց մասշտաբի» հատկությամբ, բայց հարց է առաջանում. ցանցի աճի և նախապատվային կապակցման առանձնահատկությունները առանձին-առանձին չե՞ն կարողարդյոք հանգեցնել նույն արդյունքին: Այսինքն՝ հնարավոր է արդյոք «առանց մասշտաբի» հատկությամբ ցանց ստանալ՝ օգտագործելով այդ առանձնահատկություններից որևէ մեկը միայն: Այդ հարցի պատասխանը նույնպես տվել են Բարաբասին և Ալբերտը 1999թ-ին: Նրանք սահմանեցին երկու մոդել՝ A և B , և ապացուցեցին, որ այդ մոդելները անհրաժեշտ արդյունք չեն տալիս:

Մոդել A -ն օգտագործում է միայն աճի առանձնահատկությունը, բայց բացառում է նախապատվային կապակցումը: Սկզբնական վիճակը նույնն է, բայց գեներացման ամեն քայլում ավելացված հանգույցը միանում է եղած հանգույցների հետ հավասարապես անհավասար եղանակով, որը

կախված չէ հանգույցի աստիճանից: Ապացուցված է, որ այս մոդելը չի տալիս «առանց մասշտաբի» արդյունք:

Մոդել B-ն օգտագործում է միայն նախապատվային կապակցման առանձնահատկությունը: Հանգույցների բազմությունը սկզբնական վիճակից չի փոփոխվում գեներացման քայլերի ընթացքում: Դրա փոխարեն գեներացման ամեն քայլում պատահական ձևով ընտրվում է հանգույց և կապվում է եղած հանգույցներից որևէ մեկի հետ (1.1) բանաձևով հաշվարկված հավանականությամբ: Այս գործընթացը տալիս է հետևյալ արդյունքը. քայլերի ինչ-որ քանակի կատարումից հետո ($\approx m_0^2$) ստացվում է լրիվ ցանց, որն ակնհայտորեն օժտված չէ «առանց մասշտաբի» հատկությամբ [2, 13]:

1.4. Պատահական ցանցերի հետազոտման տեսակները

Պատահական ցանցերի տեսության մեջ տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկի և դրանց պահելաձևի վերլուծության հետազոտությունից բացի, կարևոր տեղ են զբաղեցնում նաև դրանց զարգացման դինամիկայի հետազոտությունները: Ներկայացնենք այս աշխատանքում դիտարկված հետազոտությունները.

1. *Պատահական ցանցի զարգացման հետազոտություն*: Այս հետազոտության շրջանակներում ուսումնասիրվում է պատահական ցանցերի ուղղորդված զարգացումը ըստ ընտրված գլոբալ բնութագրիչի՝ «սառեցնելով» ազատության աստիճաններից մեկը [56-73]: Ընդունված է սեմպլացման համար կիրառել Մետրոպոլիս-Գաստինգսի ալգորիթմը [74, 75] (Հավելված 1): Հետազոտության այս

տեսակի դեպքում ուսումնասիրվում է ընտրված գլոբալ բնութագրիչի փոփոխության հետազոտող ժամանակի ընթացքում զարգացման գործընթացի ժամանակ:

2. *Շեմային կամ սահմանային արժեքների հայտնաբերման հետազոտողություն:* Պատահական ցանցի որևէ մոդելի համար հավանականային կանվանենք այն կառուցման պարամետրը, որի օգնությամբ որոշվում է ցանցի երկու հանգույցի միջև կապի ի հայտ գալու հավանականությունը: Օրինակ՝ դասական մոդելների համար դա *p* հավանականությունն է: Պատահական ցանցերի տեսության շրջանակներում արդիական հարցերից մեկը հետևյալն է. գտնել հավանականային պարամետրի այն շեմային (սահմանային) արժեքը, որի դեպքում ցանցում ի հայտ է գալիս ընտրված *Q* հատկանիշը: Պարզվում է, որ պատահական ցանցերի որոշ կարևոր հատկանիշների հայտ են գալիս բավական անսպասելիորեն: Դանշանակում է, որ \$իքսված կապի հավանականության դեպքում կա՛մ համարյա բոլոր պատահական ցանցերը օժտված են ինչ-որ *Q* հատկությամբ, կամ համարյա բոլորն օժտված չեն դրանով: Ընդ որում անցումը մի վիճակից մյուսին տեղի է ունենում շատ կտրուկ, թռիչքաձև: Պարզվում է, որ պատահական ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչներից շատերի համար գոյություն ունի այդպիսի սահմանային հավանականություն: Այսպիսի հավանականության հայտնաբերումը հետազոտողան այս տեսակի նպատակն է [2, 13, 76-84]:

3. *Պատահական ցանցում ակտիվության տարածման հետազոտողություն:* Պատահական ցանցերի օգնությամբ որոշ համակարգերի մոդելավորման համար, օրինակ նեյրոնների ցանցը, առաջանում է ցանցում հանգույցների որոշակի հատկանիշի, օրինակ,

Ներյոնների ակտիվության տարածումը հետազոտելու կարիք: Այդպիսի հետազոտություն կատարելու համար ցանցի ամեն մի հանգույցի հետ կապվում է վիճակի հասկացությունն՝ պասիվ կամ ակտիվ, և ենթադրվում է, որ այդ վիճակը կարող է փոփոխվել ժամանակի ընթացքում՝ կամ ակտիվությունը ուղղակի կորցնելու, կամ ակտիվությունը հարևաններին փոխանցելու ճանապարհով: Հետազոտության այս տեսակի դեպքում ուսումնասիրվում է ընտրված ակտիվ հանգույցների քանակի փոփոխության հետագիծը ժամանակի ընթացքում [19]:

4. *Պատահական ցանցերում համայնքների հայտնաբերման հետազոտություն:* Բազմաթիվ իրական ցանցերի, սկսած սոցիալականից մինչև կեսաբանական, ուսումնասիրությունը ցույց է տալիս, որ դրանք ունեն կառուցվածքային հետաքրքիր առանձնահատկությունն՝ *համայնքների* (կոմունալների, խմբերի) ձևավորում: Համայնքը սահմանվում է որպես կապակցված ենթացանց, որը ունի բարձր տեղային խտությունն՝ համայնքի ներքին կապերի քանակը խիստ մեծ է համայնքի հանգույցները ցանցի մնացած հանգույցներին կապող կապերի քանակից: Այլ բառերով ասած՝ համայնքի հանգույցները ավելի հակված են կապվելու նույն համայնքին պատկանող այլ հանգույցների հետ, քան համայնքից դուրս գտնվողների հետ [85-91]: Հետազոտության այս տեսակի դեպքում կատարվում է պատահական ցանցում համայնքների հայտնաբերում, այնուհետև դրանցից յուրաքանչյուրի ստարտոգիական բնութագրիչների ուսումնասիրություն:

1.5. Պատահական ցանցերի հետազոտման ծրագրային համակարգերը

Ցանցերի ուսումնասիրման նպատակով մշակվել են բազմաթիվ ծրագրային միջոցներ, որոնցից յուրաքանչյուրն ունի իր ուղղվածությունը: Ցանցերի հետաշխատող հասանելի ծրագրային համակարգերի հիմնական մասը նախատեսված է ցանցերի վիճակագրական վերլուծության և տեսողական (վիզուալ) ներկայացման համար:

Ամենաշատ տարածում ունեցող համակարգերը հետևյալն են.

1. *Tulip* (<http://tulip.labri.fr/TulipDrupal>) – պլատֆորմ, որը մշակվել է Փարիզի Բորդոյի Համալսարանում՝ Դ. Աուբերի և Պ. Մարիի կողմից: Նախագծված է ցանցերի վերլուծության և վիզուալ իզացման համար:
2. *Cytoscape* (<http://www.cytoscape.org/>) – մոլեկուլյար փոխազդեցությունների և կենսաբանական ուղիների ցանցերի վիզուալ իզացման համար նախատեսված պլատֆորմ, որը, ի սկզբանե, նախագծվել էր որպես կենսաբանական հետազոտությունների գործիք, բայց այժմ վերածվել է ցանցերի համալիր վերլուծության և վիզուալ իզացման պլատֆորմի:
3. *Gephi* (<https://gephi.org/>) – գրաֆների վերլուծության համակարգ: Ստեղծման նպատակն է եղել տալ վերլուծողներին հիպոթեզների, ինտուիտիվ շաբլոնների ստեղծման և ստուգման հնարավորություն:

Ինչպես երևում է նկարագրությունից, թվարկված համակարգերը տալիս են ցանցերի վիզուալ ներկայացման և դրանց հայտնի տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկի հնարավորություն և ստատիկ ռեժիմում, այսինքն՝ չեն գեներացնում ցանցեր, չեն թույլատրում որևէ

հավանականային գործընթացի ներկայացում, ինչը պատահական ցանցերի հետազոտման անբավտեղի մասն է:

Բացի այդ, գոյություն ունեն հատուկ ուղղվածության համակարգեր, որոնք թույլ են տալիս մոդելավորել և հետազոտել տարբեր գործընթացներ բավական սպեցիֆիկ ցանցերում: Դրանցից հիմնականներն են.

1. *ProtNet* – սպիտակուցների փոխազդեցությունների ցանցերի ստոխաստիկ դինամիկայի սիմուլյացիայի համար նախատեսված գործիք է [48]:
2. *ns* (<http://www.nsnam.org/>), *OPNET* (<http://www.opnet.com/>), *NetSim* (<http://tetcos.com/>) – կոմայուտերային ցանցերի մոդելավորման և էմուլյացիայի համար նախատեսված համակարգեր: Թույլ են տալիս ուսումնասիրել կոմայուտերային ցանցերի կառուցման, ֆունկցիոնալության, անվտանգության և արտադրողականության բազմաթիվ խնդիրներ:
3. *Neuron* (<http://www.neuron.yale.edu/neuron/>), *GENESIS* (<http://genesis-sim.org/>) – նեյրոնների, ուղեղի նեյրոնների ցանցերի և այլ նեյրոկենսաանական համակարգերի մոդելավորման համար նախատեսված համակարգեր:

Պատահական ցանցերի ուսումնասիրման հարցում այս հանակարգերի օգտագործումը ունի լուրջ սահմանափակում, այն է, որ դրանք սպեցիալիզացված և օպտիմիզացված են կոնկրետ խնդիրներ լուծելու համար. մի դեպքում դա սպիտակուցային փոխազդեցությունների մոդելավորումն է, մյուս դեպքում՝ կոմայուտերային ցանցերում գործընթացների մոդելավորումների, բայց դրանցում որպես այդպիսին բացակայում է «ցանց» աբստրակտ գաղափարը:

Ցանցերի և դրանցում տեղի ունեցող գործընթացների ուսումնասիրման համար կարելի է օգտագործել ընդհանուր

նշանակություն ծրագրային համակարգեր: Դրանցից ամենալայն տարածում ունեցողը *Mathematica* (<https://www.wolfram.com/mathematica/>) փաթեթն է՝ մշակված «*Wolfram Research*» ընկերության կողմից: Այս փաթեթը մեծ հնարավորություններ է տալիս ցանցերի հետ աշխատանքի համար: Օգտագործողին տրվում է հատուկ սկրիպտային լեզու, որը թույլ է տալիս ծրագրավորել պետքական գործընթացները: Սակայն դրա համար առաջին հերթին անհրաժեշտ է տիրապետել այդ լեզվին, ինչը մոտիկ է որևէ ծրագրավորման լեզվի ծանոթանալուն: Այդ պատճառով, չնայած համակարգը հնարավորություն է տալիս մոդելավորել կամայական գործընթացներ, բայց դա ունի բարդության այնպիսի մակարդակ, ինչպիսին ունի ընդհանուր նշանակություն ունեցող ծրագրավորման լեզվով կիրառություն ունեցող, սակայն տալիս է շատավելի քիչ ճկունություն:

Ստորև ներկայացված են ցանցերի մոդելավորման բազային ֆունկցիոնալությունն ունեցող հիմնական գրադարանները.

1. *BGL* (http://www.boost.org/doc/libs/1_64_0/libs/graph/doc/index.html) – C++ հայտնի ծրագրավորման լեզվի *Boost* գրադարանի բազկացուցիչ մաս՝ *Boost Graph Library*: Այն թույլ է տալիս տարբեր եղանակներով հիշողության մեջ պահել գրաֆներ, իրականացնում է գրաֆների հետ աշխատող բոլոր հայտնի ալգորիթմները:
2. *GraphStream* (<http://graphstream-project.org/>) – JAVA ծրագրավորման լեզվի համար նախատեսված գրադարան՝ գրաֆների մոդելավորման և վերլուծության համար: Տալիս է գրաֆներ ստեղծելու, իմպորտ և էքսպորտ անելու, վիզուալիզացման հնարավորություն:
3. *LEMON* (Library for Efficient Modeling and Optimization in Networks, <http://lemon.cs.elte.hu/trac/lemon>) - C++ շաբլոնների գրադարան,

որն ապահովում է տվյալների կառույցներ և ալգորիթմներ գրաֆների հետ էֆեկտիվ աշխատանքի համար:

4. *NetworkX* (<https://networkx.github.io/>) – *Python* ծրագրավորման լեզվով գրված ծրագրային փաթեթ բարդ ցանցերի ստեղծման, մանիպուլյացիաների և վերլուծության համար:
5. *NetworKit* (<https://networkit.iti.kit.edu/>) – հասանելի ծրագրային կոդով գործիք՝ նախատեսված մեծ չափերի հասնող ցանցերի վերլուծության համար: Թույլ է տալիս հաշվարկել միլիոնավոր հանգույցներ ու նեցող ցանցերի համար հայտնի տոպոլոգիական բնութագրիչները: Այն իր ֆունկցիոնալությամբ նման է վերը նշված *NetworKit*-ին, բայց շեշտադրում ունի ալգորիթմների զուգահեռացման ուղղության վրա:
6. *PowerGraph* (<https://github.com/jegonzal/PowerGraph>) – բարձր էֆեկտիվություն ունեցող բաշխված հաշվարկային միջավայր, գրաֆների հետ աշխատանքի համար՝ գրված C++ լեզվով [49]:
7. *SNAP* (<https://snap.stanford.edu/snap/index.html>) – Ստենֆորդի համալսարանում C++ լեզվով մշակված գրադարան, որը կարելի օգտագործել գրաֆների բնութագրիչները հաշվարկելու համար:

Այս բոլոր գրադարաններն ունեն բարձր էֆեկտիվություն, բայց դրանցից ոչ մեկը չի տալիս պատահական ցանցերի հետ աշխատելու գործիքներ և չունի հատուկ տվյալների կառույց կամ ալգորիթմներ բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դասի հետ աշխատանքի համար: Վերջիններս այդ գրադարանների տեսանկյունից համարվում են դասական գրաֆներ, և հետևաբար, դրանց հետ աշխատանքը չունի որևէ առավելություն էֆեկտիվության տեսակետից:

Գոյ ու թյ ու ն ու ն են նաև ծրագրային համակարգեր, որոնք աշխատում են պատահական ցանցերի հետ, իրականացնում են պատահական ցանցի մոդելի գաղափարը, սիմուլացնում են տարբեր մոդելների ցանցերի գեներացում և դրանց տարլոգիական բնութագրիչների վերլուծություն: Այդպիսիք են.

1. *GraphCrunch* (<https://bmcbioinformatics.biomedcentral.com/articles/10.1186/1471-2105-9-70>) – ծրագրային գործիք, մշակված Կալիֆորնիայի համալսարանում (*Department of Computer Science, university of California, Irvine, USA*), որը իրականացնում է մի քանի մոդելների պատահական ցանցերի գեներացում: Բացի այդ, այն տալիս է հնարավորություն համեմատել ու իրական ցանցերի տարլոգիական բնութագրիչները պատահական ցանցերի բնութագրիչների հետ:
2. *mfinder* (<https://www.encodeproject.org/software/mfinder/>) – ծրագրային համակարգ՝ նախատեսված ցանցային մոտիվները հայտնաբերելու համար: Ցանցային մոտիվները սահմանվում են որպես բոլոր կենսաբանական ցանցերում կրկնվող փոխազդեցությունների հիմնական շաբլոններ [92-98]: *mfinder*-ը գեներացնում է պատահական ցանցեր կոմունացիայի մեթոդով, խցանների մեթոդով և “*Go with the winner*” ալգորիթմով:
3. *MAVisto* (<http://mavisto.ipk-gatersleben.de/>) – ցանցերի մոտիվների ուսումնասիրման գործիք: Այն տալիս է մոտիվների որոնման ալգորիթմ, դրանց վերլուծության տարբեր եղանակներ և ցանցային մոտիվների վիզուալիզացման հնարավորություն: *MAVisto*-ն գրված է *JAVA* ծրագրավորման լեզվով:

xRandNet ավտոմատացման համակարգի համեմատությունը վերը նշված համակարգերի հետքերով ու մ է 3.5. բաժնում:

Եզրակացություն 1-ին գլխի վերաբերյալ

1. Բազմաթիվ բարդ համակարգեր (*WWW*, ինտերնետ, գիտական համագործակցությունների համակարգ, Էներգամատակարարման համակարգեր, նեյրոնների ցանցեր, սպիտակուլների Φ ոլդինգ և այլն) ներկայացվել են պատահական ցանցերի միջոցով, որոնցում հանգույցները (գագաթները) համակարգի բաղադրիչներն են, իսկ կապերը (կողերը)՝ այդ բաղադրիչների փոխազդեցությունները:
2. Պատահական ցանցերի հիմնական տարկոգիական բնութագրիչներն են՝ հանգույցի աստիճանը, հանգույցների միջին աստիճանները և այդ աստիճանների բաշխումը, միջին ճանապարհային երկարությունը, տրամագիծը և ճանապարհային երկարությունների բաշխումը, լրիվ, կապակցված, ցիկլ և ծառ հանդիսացող ենթացանցերի բաշխումը, կլաստերացման միջին, գլոբալ գործակիցները և կլաստերացման տեղային գործակիցների բաշխումը:
3. Պատահական ցանցերի տեսության զարգացման ընթացքում առաջարկվել են պատահական ցանցերի *Erdős-Rényi*, *Watts-Strogatz* և *Barabási-Albert* մոդելները, որոնք համարվում են դասական: Ընդ որում *Watts-Strogatz* մոդելը իրականացնում է «փոքր աշխարհ» հատկությունը, իսկ *Barabási-Albert* մոդելը՝ «առանց մասշտաբի» հատկությունը:
4. Դիտարկվել են պատահական տեսության շրջանակներում հետաքրքրություն ներկայացնող հետազոտությունների հետևյալ տեսակները՝ պատահական ցանցի զարգացման, շեմային կամ սահմանային արժեքների հայտնաբերման, պատահական ցանցում ակտիվության տարածման և պատահական ցանցերում համայնքների հայտնաբերման հետազոտություններ:

5. Ցանցերի հետ աշխատանք ապահովող ծրագրային համակարգերը մեծ մասամբ կա՛մ բոլորովին չեն աշխատում պատահական ցանցերի հետ, այսինքն չունեն որևէ մոդելի պատահական ցանցի գեներացման հնարավորություն, կա՛մ ուղղված են դեպի դասական մոդելների ցանցերի հետ աշխատանքը:

ԳԼՈՒԽ 2. ԲԼՈՎ-ՅԻԵՐԱՐԻԿ ՊԱՏԱՅԱԿԱՆ ՑԱՆՑԵՐԸ, ՄՈԴԵԼՆԵՐԸ ԵՎ ԱԼԳՈՐԻԹՄՆԵՐԸ

Երկրորդ գլխում սահմանվել է բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դասը: 2.1. բաժինը նվիրված է ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերին և *RBH* մոդելի սահմանմանը: 2.1.1. բաժնում սահմանվել է «բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակը և նկարագրվել են այդ տեսակին համապատասխանող հարևանության մատրիցի առանձնահատկությունները, իսկ 2.1.2. բաժնում սահմանվել է նոր տվյալների կառույց՝ կապակցվածության ծառը, որը մշակվել է հատուկ բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի համար: 2.1.3. բաժնում բերվել են ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի նոր էֆեկտիվ

ալ գործիքները: Այդ բաժնում նաև տրվել են այդ ալ գործիքների ճշտորոշության (կոռեկտության) ապացույցները և բարդության գնահատականները՝ դրանց էֆեկտիվության հիմնավորման նպատակով: 2.1.4. բաժնում սահմանվել է «L-կապեր» կապակցման տեսակը և նկարագրվել են այն փոփոխությունները, որոնց ենթարկվում է կապակցվածության ծառը կապակցման այդ տեսակով ցանցերի տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի համար: 2.1.5. բաժնում դուրս է բերվել ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցում երկու հանգույցի միջև կապի գոյության հավանականության հաշվարկի բանաձևը «բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակի դեպքում:

2.2. բաժնում սահմանվել է ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցը և համապատասխան *NRBH* մոդելը: 2.2.1. և 2.2.2. բաժիններում նկարագրվել են համապատասխանաբար կապակցվածության ընդհանրացված ծառը, դրա գեներացման ալգորիթմը և ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ընդհանրացված ալգորիթմների բարդության գնահատականները:

Իրական ցանցերի ուսումնասիրությունը ցույց է տվել, որ դրանցից շատերը ունեն յուրահատուկ կառուցվածք, որտեղ նկատվում է հանգույցների բազմության տրոհում ենթախմբերի՝ բլոկերի կամ կլաստերների, իսկ հանգույցների միջև կապերը բաշխվում են ոչ թե հավասարաչափ ամբողջ ցանցում, այլ հիերարխիկ ձևով՝ փոխելով կապի առաջացման հավանականությունը հիերարխիայի մակարդակից մակարդակ անցման ընթացքում: Այս հիմքի վրա սահմանվում է պատահական ցանցերի դաս, որը ստացավ բլոկ-հիերարխիկ անվանումը [14-19]:

2.1. Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցեր

Ենթադրենք ունենք b և Γ բնական թվերը, $b > 1, \Gamma \geq 0$, և $\mu \geq 0$ իրական թիվը: Տրված b և Γ թվերի համար որոշվում է *ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի* դաս՝ $\mathfrak{R}_{b,\Gamma}$: Այդ դասին պատկանող ցանցում՝ $G_{b,\Gamma} \in \mathfrak{R}_{b,\Gamma}$, հանգույցների քանակը b^Γ է հավասար, իսկ ցանցը կառուցվում է ըստ մակարդակների: Յուրաքանչյուր հաջորդ γ մակարդակում, որտեղ $0 \leq \gamma \leq \Gamma$, ձևավորվում են նոր կլաստերներ (ենթացանցեր)՝ նախորդ մակարդակում արդեն կառուցված կլաստերների միավորման և դրանցից որոշների կապակցման միջոցով: Ընդ որում, կլաստերների կապակցման հավանականությունը որոշվում է հետևյալ բանաձևով.

$$q_\gamma = b^{-\mu\gamma}: \quad (2.1)$$

Կլաստերների կապակցման արդյունքում $G_{b,\Gamma}$ ցանցում առաջանում են նոր կապեր:

γ -րդ մակարդակի կլաստերների բազմությունը նշանակենք M_γ -ով, իսկ γ -րդ մակարդակի i -րդ կլաստերը՝ $M_\gamma^{(i)}$ -ով, որտեղ $1 \leq i \leq n_\gamma, n_\gamma = b^{\Gamma-\gamma}$: Այսինքն՝

$$M_\gamma = \{M_\gamma^{(1)}, M_\gamma^{(2)}, \dots, M_\gamma^{(n_\gamma)}\}:$$

Սահմանենք $G_{b,\Gamma} \in \mathfrak{R}_{b,\Gamma}$ ցանցի կառուցման ընթացքը ինդուկտիվ եղանակով:

Դիցուք $\gamma = 0$: 0-րդ մակարդակի կլաստերներն են՝ $M_0 = \{M_0^{(1)}, M_0^{(2)}, \dots, M_0^{(n_0)}\}$, որոնք մեկ հանգույց ունեցող ցանցեր են՝ $V(M_0^{(i)}) = \{x_i\}$, $E(M_0^{(i)}) = \emptyset$, $1 \leq i \leq n_0$, $n_0 = b^\Gamma$, այլ կերպ ասած՝ 0-րդ մակարդակի կլաստերները ցանցի հանգույցներն են:

Դիցուք $\gamma > 0$: Համարելով, որ կառուցված են $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակի կլաստերները՝ $M_{\gamma-1} = \{M_{\gamma-1}^{(1)}, M_{\gamma-1}^{(2)}, \dots, M_{\gamma-1}^{(n_{\gamma-1})}\}$, $n_{\gamma-1} = b^{\Gamma-\gamma+1}$, կառուցենք γ -րդ մակարդակի կլաստերները՝ $M_\gamma = \{M_\gamma^{(1)}, M_\gamma^{(2)}, \dots, M_\gamma^{(n_\gamma)}\}$, $n_\gamma = b^{\Gamma-\gamma}$: Յուրաքանչյուր $M_\gamma^{(i)}$ -ի համար $M_{\gamma-1}$ բազմություններից ընտրվում են b տարբեր կլաստերներ.

$$M_{\gamma-1}^{(i+1)}, M_{\gamma-1}^{(i+2)}, \dots, M_{\gamma-1}^{(i+b)}, l = b(i-1), \quad (2.2)$$

որոնք կկոչվեն ներդրված $M_\gamma^{(i)}$ -ի մեջ: Կիրառելով միավորման գործողությունը ընտրված կլաստերների վրա՝ կստանանք հետևյալ կլաստերը. $M_{\gamma-1}^{(i+1)} \cup M_{\gamma-1}^{(i+2)} \cup \dots \cup M_{\gamma-1}^{(i+b)}$: Այնուհետև M_γ բազմության կլաստերները, որոնք բաղկացած են b հատ $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակի կլաստերներից, կապակցենք (2.1) բանաձևով որոշվող հավանականությամբ:

Վերջին՝ $\gamma = \Gamma$ մակարդակում, ձևավորվում է մեկ կլաստեր, որը ամբողջ ցանցն է՝ $G_{b,\Gamma} = M_\Gamma^{(1)}$, որտեղ $V(G_{b,\Gamma}) = V(M_\Gamma^{(1)})$, $E(G_{b,\Gamma}) = E(M_\Gamma^{(1)})$:

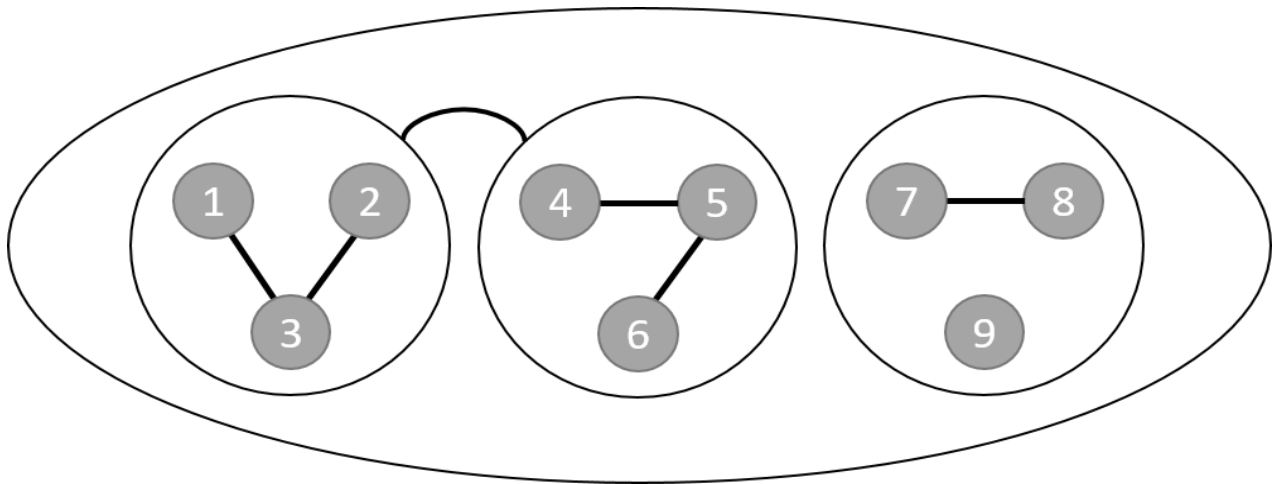
$G_{b,\Gamma}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցի համար Γ -ն կանվանենք հիերարխիայի մակարդակ, b -ն՝ ճյուղավորման

ինդեքս, իսկ հավանականային պարամետր μ -ն՝ խտություն [32-35]:

Նկար 2.1-ում ցույց է տրված $G_{3,2}$ ցանցի կառուցման ընթացքը:

Դիցուք տրված է $G_{b,\Gamma}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցը $V(G_{b,\Gamma}) = \{x_1, \dots, x_N\}, N = b^\Gamma$ հանգույցներով, և M_γ -ն γ -րդ մակարդակի կլաստերների բազմությունն է, որտեղ $0 \leq \gamma \leq \Gamma$: $G_{b,\Gamma}$ ցանցը կանվանենք *կարգավորված*, եթե կլաստերների կամայական $M_\gamma^{(n)} \in M_\gamma, M_\gamma^{(m)} \in M_\gamma$ զույգի համար, որտեղ $n < m$, ճիշտ է հետևյալ պնդումը. եթե $x_i \in V(M_\gamma^{(n)})$ և $x_j \in V(M_\gamma^{(m)})$, ապա $i < j$: Ակնհայտ է, որ կարգավորված ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցի հանգույցները կարգավորված են ըստ կլաստերների ներդրվածության, այսինք՝

$$V(M_\gamma^{(n)}) = \{x_{l+1}, x_{l+2}, \dots, x_{l+s}\}, l = b^\gamma (n-1), s = b^\gamma:$$



Նկ. 2.1. $G_{3,2} \in \mathcal{R}_{3,2}$ ցանցի կառուցման արդյունքը

Կառուցման ընթացքի նկարագրությունն ինչ էրևում է, որ $G_{b,\Gamma}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցը հանգույցների վերանվանման միջոցով կարելի է բերել կարգավորված ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցի: Այդ պատճառով սույն ատենախոսության սահմաններում կդիտարկենք միայն բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի կարգավորված տարբերակը:

Ցանցը սահմանելիս չկոնկրետացվեց որևէ γ -րդ մակարդակի կլաստերների կապակցման հասկացությունը, որտեղ $0 \leq \gamma \leq \Gamma$: 2.1.1. և 2.1.4. բաժիններում կսահմանվեն կլաստերների կապակցման երկու տեսակ՝ «բլոկը բլոկի» և «L-կապեր» համապատասխանաբար:

Այժմ կարելի է սահմանել *RBH* մոդելը՝ նկարագրելով դրա կառուցման պարամետրերը, սկզբնական վիճակը և գեներացման քայլը:

RBH մոդելի կառուցման պարամետրերն են՝ b և Γ բնական թվերը, μ իրական թիվը և կլաստերների կապակցման տիպը՝ «բլոկը բլոկի» կամ «L-կապեր»: Սկզբնական վիճակում ցանցը դատարկ է: Գեներացման քայլը ռեգուլյար բլոկ-

հիերարխիկ պատահական ցանցի կառուցման ընթացքն է՝ հաշվի առնելով կլաստերների կապակցման տեսակը:

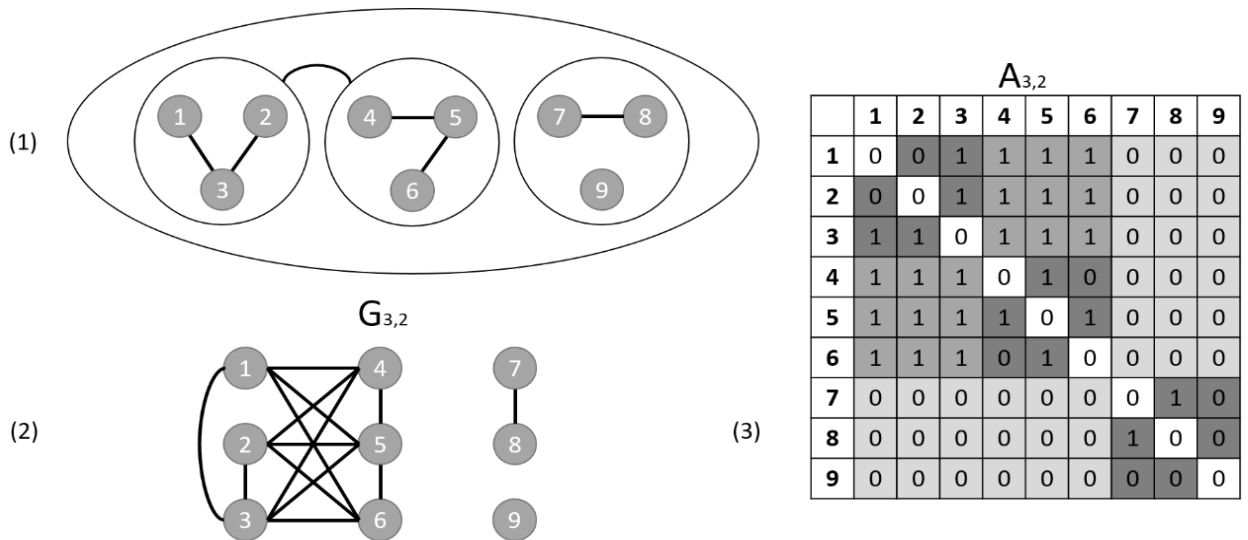
2.1.1. «Բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակը

Դիցուք ունենք $G_{b,\Gamma}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցը:

M_γ բազմություն $M_\gamma^{(i)}$ և $M_\gamma^{(j)}$ կլաստերների կապակցման «բոլորը բոլորին» տեսակը սահմանենք որպես $M_\gamma^{(i)}$ կլաստերի բոլոր հանգույցների կապակցում $M_\gamma^{(j)}$ կլաստերի բոլոր հանգույցների հետ: Ակնհայտ է, որ γ -րդ մակարդակի համար այդ կապերի քանակը $b^{2(\gamma-1)}$ է, որտեղ $0 \leq \gamma \leq \Gamma$:

Նշանակենք $G_{b,\Gamma}$ ցանցի հարևանության մատրիցը $A_{b,\Gamma}$ -ով: «Բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակի համար $A_{b,\Gamma}$ մատրիցում $M_\gamma^{(i)} \in M_\gamma$ կլաստերին կհամապատասխանեն գլխավոր անկյուն ազծի երկայնքով դասավորված $\frac{b(b-1)}{2}$ հատ մատրիցային բլոկ, որոնցից յուրաքանչյուրը կպարունակի $b^{2(\gamma-1)}$ տարր, ընդ որում բլոկի բոլոր տարրերի արժեքները կլինեն 1, եթե համապատասխան երկու կլաստերները կապակցված են, և 0՝ հակառակ դեպքում:

Նկար 2.2-ում տրված է $G_{3,2}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ



Նկ. 2.2. $G_{3,2}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ «բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակով պատահական ցանցի (1) կլ աստերայի ն տեսքը, (2) հանգույցներով և կապերով տեսքը (3) $A_{3,2}$ հարևանության մատրիցը «բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակի դեպքում:

2.1.2. Կապակցվածության ծառը

Ելնելով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցի յուրահատուկ կառուցվածքից՝ սահմանվել է հատուկ տվյալների կառույց՝ անվանենք այն *կապակցվածության ծառ*, որը կլինի հնարավորինս էֆեկտիվ ներկայացում այդ դասի ցանցերի համար [32]:

Նշանակենք $G_{b,r}$ ցանցի կապակցվածության ծառը $T_{b,r}$ -ով: Այն է b -ական ծառ է, որի ենթածառերը ներկայացնում են ցանցի կլ աստերները, իսկ ծառի յուրաքանչյուր գագաթ նշված է երկուական թվով, որն իր հերթին նկարագրում է ներդրված կլ աստերների (ներդրված ենթածառերի) միջև կապը:

$T_{b,\Gamma}$ կապակցված ության ծառը բավարարում է հետևյալ պայմաններին.

1. $T_{b,\Gamma}$ -ն ունի Γ մակարդակ: Ամեն $\gamma, 0 \leq \gamma \leq \Gamma$ մակարդակում կան $b^{\Gamma-\gamma}$ գագաթներ՝ $t_\gamma^{(n)}, 1 \leq n \leq b^{\Gamma-\gamma}$: $T_{b,\Gamma}$ ծառի գագաթների ընդհանուր քանակը հավասար է $G_{b,\Gamma}$ ցանցում կլաստերների քանակին՝ $\frac{b^{\Gamma+1}-1}{b-1}$: Ծառի տերևներին համապատասխանում են $G_{b,\Gamma}$ ցանցի հանգույցները:

2. $G_{b,\Gamma}$ ցանցի ամեն $M_\gamma^{(n)}$ կլաստերի համապատասխանում է $T_\gamma^{(n)}$ ենթածառը, որի արմատը $t_\gamma^{(n)}$ գագաթն է: $t_\gamma^{(n)}$ գագաթը նշված է գրոներին և մեկերին $\frac{b(b-1)}{2}$ երկարությամբ հաջորդականությամբ, որը կանվանենք *կապակցված ության վեկտոր* և որը նկարագրում է $(\gamma-1)$ -րդ մակարդակի $M_\gamma^{(n)}$ -ում ներդրված կլաստերների կապակցված ությունը:

3. $G_{b,\Gamma}$ ցանցի $M_\gamma^{(n)}$ կլաստերի հանգույցներին համապատասխանում են $T_\gamma^{(n)}$ ենթածառի տերևները: Նշանակենք $T_\gamma^{(n)}$ -ի տերևների բազմությունը $leaves(T_\gamma^{(n)})$.

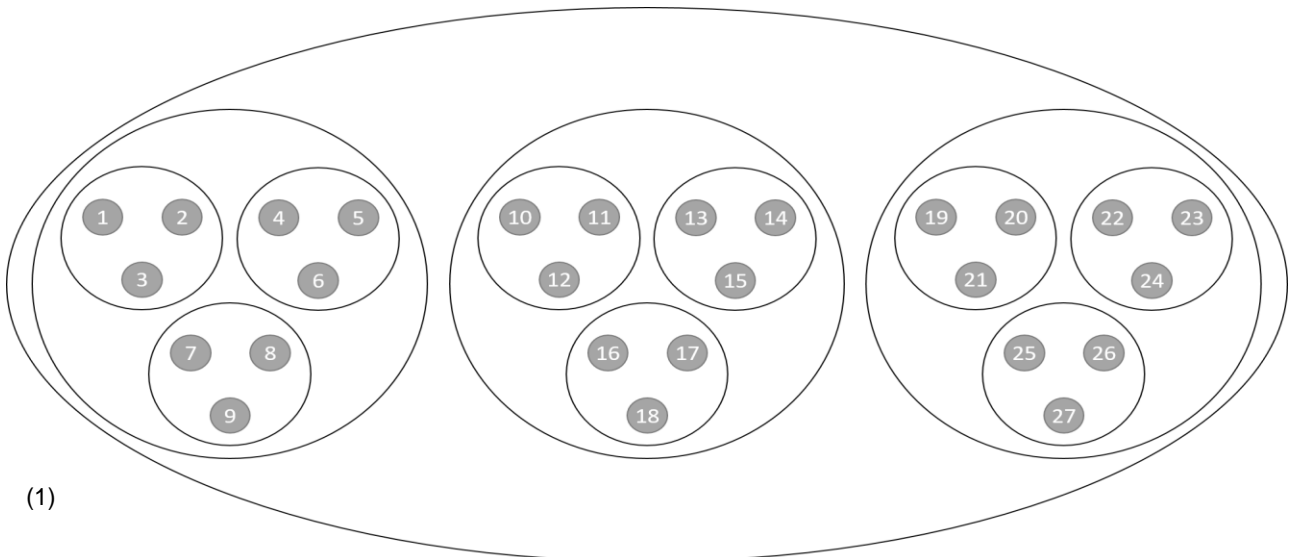
$$V(M_\gamma^{(n)}) = leaves(T_\gamma^{(n)}) = \{x_{l+1}, x_{l+2}, \dots, x_{l+s}\}, l = (n-1)b^\gamma, s = b^\gamma:$$

Յետևաբար, $G_{b,\Gamma}$ ցանցի համար.

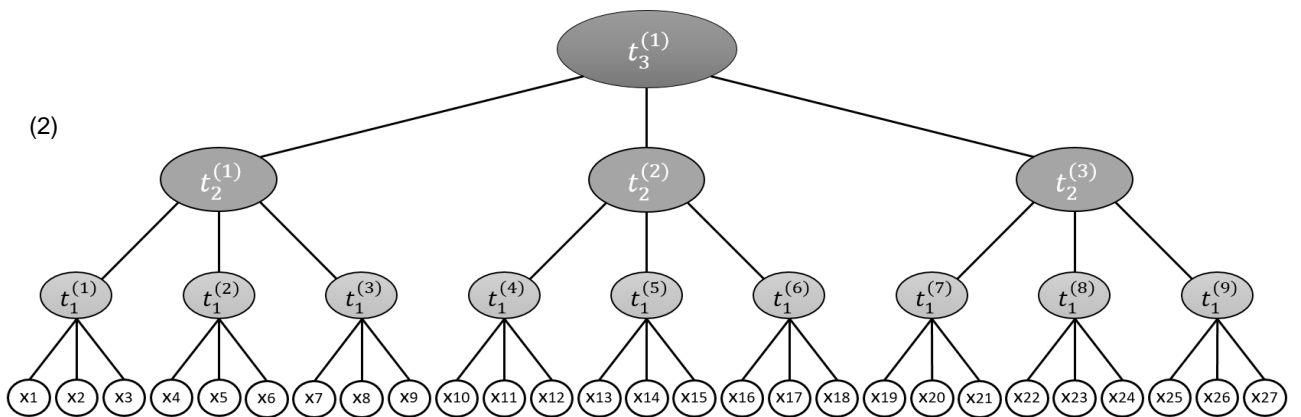
$$V(G_{b,\Gamma}) = V(M_\Gamma^{(1)}) = leaves(T_\Gamma^{(1)}) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}, N = b^\Gamma:$$

Նկար 2.3-ում կարելի է տեսնել $G_{3,3}$ ցանցի կլաստերները և համապատասխան $T_{3,3}$ կապակցված ության ծառը (նկար 2.3):

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի սահմանումից, կապակցված ության ծառի սահմանումից և RBH մոդելի



(1)



(2)

Նկ. . 2.3. (1) $G_{3,3}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցի կլաստերները, (2) $T_{3,3}$

և սահմանված ության ծառը

սահմանումից հետևում է, որ վերջինիս համար b և Γ կառուցման պարամետրերի դեպքում գեներացման քայլը բերվում է $(b^\Gamma - 1)/(b - 1)$ հատ $b(b - 1)/2$ երկարությամբ զրոների և մեկերի հաջորդականություների գեներացման:

Այժմ սահմանենք որոշ հարաբերություններ ցանցի և դրա կապակցվածության ծառի միջև: Դիցուք ունենք $G_{b,\Gamma}$ ցանցը և դրան համապատասխանող $T_{b,\Gamma}$ ծառը:

Նշանակենք $S(T_\gamma^{(n)})$ -ով $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակի այն ենթածառերի բազմությունը, որոնք ներդրված են $T_\gamma^{(n)}$ -ի մեջ

$$S(T_\gamma^{(n)}) = \{T_{\gamma-1}^{(l+1)}, T_{\gamma-1}^{(l+2)}, \dots, T_{\gamma-1}^{(l+b)}\}, l = b(n-1), 1 \leq n \leq b^{\Gamma-\gamma}:$$

Նշանակենք $T_{\gamma-1}^{(l+i)}$ -ի i -րդ տարրը $S_i(T_\gamma^{(n)})$ -ով, որտեղ $1 \leq i \leq b$:

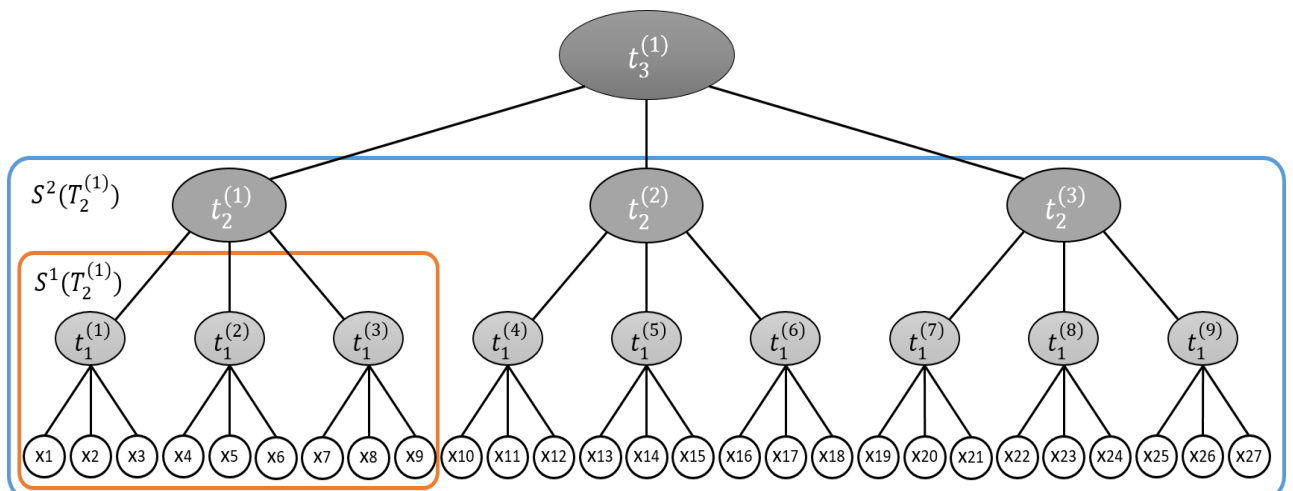
Այսպիսով, $S(T_\gamma^{(n)}) = \{S_1(T_\gamma^{(n)}), S_2(T_\gamma^{(n)}), \dots, S_b(T_\gamma^{(n)})\}$:

Նշանակենք $\underbrace{S \dots (S)}_{\gamma'}(S(T_\gamma^{(n)}))$ -ը $S^{\gamma'}(T_\gamma^{(n)})$ -ով, որտեղ $1 \leq \gamma' \leq \gamma$:

Վերջինս, ըստենություն իրենից γ' մակարդակներով վայրէջք է՝

$$S^{\gamma'}(T_\gamma^{(n)}) = \{T_{\gamma-\gamma'}^{(l+1)}, T_{\gamma-\gamma'}^{(l+2)}, \dots, T_{\gamma-\gamma'}^{(l+\gamma')}\}, l = b^{\gamma'}(n-1):$$

Կապակցվածության ծառի սահմանումից հետևում է, որ $S(T_\gamma^{(n)}) = S^1(T_\gamma^{(n)})$ և $S^0(T_\gamma^{(n)}) = T_\gamma^{(n)}$: Նկար 2.4-ում նշված են $T_{3,3}$



Նկ. 2.4. $T_{3,3}$ կապակցվածության ծառի $S^1(T_2^{(1)})$ և $S^2(T_3^{(1)})$ ենթածառերի .

կապակցված ության ծառի $S^1(T_2^{(1)})$ և $S^2(T_3^{(1)})$ ենթածառերի բազմությունները:

$S_i(T_Y^{(n)}), S_j(T_Y^{(n)}) \in S(T_Y^{(n)})$ ենթածառերը կանվանենք

անմիջականորեն կապակցված կամ կապակցված, եթե դրանց համապատասխանող $M_{Y-1}^{(i+i)}$ և $M_{Y-1}^{(i+j)}$ կլաստերները կապակցված են, որտեղ $l = b(n - 1)$:

Սահմանենք *անմիջականորեն կապակցված ության ֆունկցիան* $S_i(T_Y^{(n)}), S_j(T_Y^{(n)}) \in S(T_Y^{(n)})$ ենթածառերի համար հետևյալ ձևով.

$$\psi_{Y,n}(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{եթե } S_i(T_Y^{(n)}) \text{ և } S_j(T_Y^{(n)}) \text{ ենթածառերը կապակցված են} \\ 0, & \text{հակառակ դեպքում:} \end{cases}$$

Նշանակենք $Links(T_Y^{(n)})$ -ով $S(T_Y^{(n)})$ բազմություն բոլոր ենթածառերի միջև գոյություն ունեցող անմիջական կապակցված ության ներքին քանակը.

$$Links(T_Y^{(n)}) = \sum_{i=1}^{b-1} \sum_{j=i+1}^b \psi_{Y,n}(i, j):$$

Ակնհայտ է, որ $Links(T_Y^{(n)}) \leq b(b - 1)/2$:

Նշանակենք $Links_i(T_Y^{(n)})$ -ով $S_i(T_Y^{(n)})$ ենթածառի և մնացած ենթածառերի անմիջական կապակցված ության ներքին քանակը.

$$Links_i(T_Y^{(n)}) = \sum_{j=1}^b \psi_{Y,n}(i, j)$$

Ակնհայտ է, որ $Links_i(T_Y^{(n)}) \leq b - 1$:

$\overline{Links_i(T_\gamma^{(n)})}$ -ով նշանակենք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ ենթածառի՝ մյուս

ենթածառերի հետ գոնե մեկ անմիջական կապակցվածության գոյությունը նկատի առնելով:

$$\overline{Links_i(T_\gamma^{(n)})} = \begin{cases} 1, & \text{եթե } Links_i(T_\gamma^{(n)}) = 0 \\ 0, & \text{եթե } Links_i(T_\gamma^{(n)}) > 0: \end{cases}$$

2.1.3. Հիմնական տարևորդական բնութագրիչների հաշվարկի պարամետրեր

Դիցուք $G_{b,\Gamma}$ -ն ռեգուլյար բևեռ-հիերարխիկ ցանց է, իսկ $T_{b,\Gamma}$ -ն այդ ցանցին համապատասխանող կապակցվածության ծառն է:

Հանգույցի աստիճանի հաշվարկ [32-34]: Դիցուք ունենք $x \in V(G_{b,\Gamma})$ հանգույցը: Դիտարկենք γ -րդ մակարդակի ենթածառերի բազմությունը $\{T_\gamma^{(1)}, T_\gamma^{(2)}, \dots, T_\gamma^{(n_\gamma)}\}, n_\gamma = b^{\Gamma-\gamma}$:

Նշանակենք $v(x, \gamma)$ -ով ֆունկցիան, որը որոշում է γ -րդ մակարդակի այն ենթածառի համարը, որի տերմինալում գտնվում է x հանգույցը: Այդ պարագայում $T_\gamma^{(v(x,\gamma))}$ -ն կլինի γ -րդ

մակարդակի այն ենթածառը, որի համար $x \in leaves(T_\gamma^{(v(x,\gamma))})$, իսկ $t_\gamma^{(v(x,\gamma))}$ -ն՝ այդ ենթածառի արմատն է: Բաց թողնելով արտաքին

փակագծերը՝ նշանակենք $T_\gamma^{(v(x,\gamma))}$ -ն $T_\gamma^{v(x,\gamma)}$ -ով, իսկ $t_\gamma^{(v(x,\gamma))}$ -ն՝ $t_\gamma^{v(x,\gamma)}$ -ով:

Այժմ դիտարկենք $T_{b,\Gamma}$ ծառի գագաթների այն հաջորդականությունը, որը տանում է x հանգույցից դեպի ծառի արմատ՝ $t_\Gamma^{(1)}$.

$$x = t_0^{v(x,0)}, t_1^{v(x,1)}, \dots, t_\gamma^{v(x,\gamma)}, \dots, t_\Gamma^{v(x,\Gamma)} = t_\Gamma^{(1)}: \quad (2.3)$$

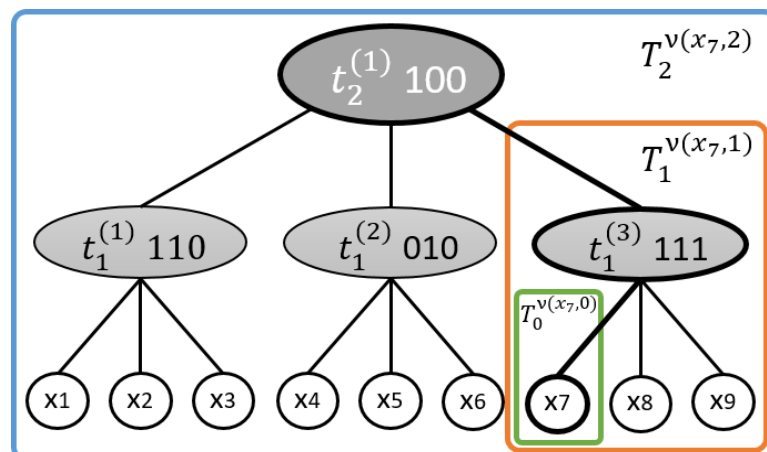
(2.3) բանաձևի գագաթների հաջորդականությունը համապատասխանում է հետևյալ ենթածառերի հաջորդականությանը.

$$T_0^{v(x,0)}, T_1^{v(x,1)}, \dots, T_\gamma^{v(x,\gamma)}, \dots, T_\Gamma^{v(x,\Gamma)} = T_\Gamma^{(1)}:$$

Այնհայտ է, որ $T_0^{v(x,0)}$ -ն ծառ է, որը պարունակում է մեկ գագաթ՝ x -ը, իսկ $T_\Gamma^{(1)}$ -ն հենց $T_{b,\Gamma}$ կապակցվածության ծառն է:

$T_0^{v(x,0)}, T_1^{v(x,1)}, \dots, T_\gamma^{v(x,\gamma)}$ հաջորդականությունը, որտեղ $T_\gamma^{v(x,\gamma)}$ -ը $M_\gamma^{(n)}$ կլաստերին համապատասխանող ենթածառն է, կանվանենք $x \in V(M_\gamma^{(n)})$ հանգույցի *հետք* $M_\gamma^{(n)}$ կլաստերում և կնշանակենք $Trace(x, M_\gamma^{(n)})$ -ով:

Նկար 2.5-ում ցույց է տրված x_7 հանգույցի *հետքը* $G_{3,2}$



Նկ. 2.5. x_7 հանգույցի *հետքը* $G_{3,2}$ ցանցի $M_2^{(1)}$ կլաստերում

ցանցի $M_2^{(1)}$ կլ աստերոնում:

Նշանակենք $x \in V(M_Y^{(n)})$ հանգույցի աստիճանը $M_Y^{(n)}$ կլ աստերոնում $d(x, M_Y^{(n)})$ -ով, որտեղ $1 \leq n \leq b^{\Gamma-Y}$:

Պնդում 2.1: Ենթադրենք $Trace(x, M_Y^{(n)}) = T_0^{v(x,0)}, T_1^{v(x,1)}, \dots, T_{Y-1}^{v(x,Y-1)}, T_Y^{v(x,Y)}$: Այս դեպքում.

$$d(x, M_Y^{(n)}) = \sum_{i=1}^Y (Links_{v(x,i-1)}(T_i^{v(x,i)}) b^{i-1}):$$

Ապացույցը բխում է հետքի սահմանումից:

$G_{b,\Gamma}$ ցանցի համար կունենանք.

$$d(x, G_{b,\Gamma}) = d(x, M_{\Gamma}^{(1)}) = \sum_{\gamma=1}^{\Gamma} (Links_{v(x,\gamma-1)}(T_{\gamma}^{v(x,\gamma)}) b^{\gamma-1}):$$

Բարդության գնահատական: $Links_{v(x,\gamma-1)}(T_{\gamma}^{v(x,\gamma)})$ -ն

հաշվարկելու համար անհրաժեշտ է կատարել $(b-1)$ քայլ: Չետևաբար $d(x, G_{b,\Gamma})$ -ն հաշվարկելու համար անհրաժեշտ է կատարել $(b-1)\Gamma = (b-1)\log_b N$ քայլ: Այսպիսով, ցանցի հանգույցի աստիճանը հաշվարկող ալգորիթմի ժամանակային բարդությունը $O(\log_b N)$ է: Նույն ալգորիթմի բարդությունը ստանդարտ դեպքում $O(N)$ է:

Երկու հանգույցի միջև հեռավորության հաշվարկ [32-34]: Դիտարկենք $S(T_Y^{(n)}) = \{S_1(T_Y^{(n)}), S_2(T_Y^{(n)}), \dots, S_b(T_Y^{(n)})\}$ բազմությունը պատկանող անմիջականորեն կապակցված ենթաճառագիծ հետևյալ հաջորդականությունը.

$$S_{i_0}(T_Y^{(n)}), S_{i_1}(T_Y^{(n)}), \dots, S_{i_r}(T_Y^{(n)}), \quad (2.4)$$

որտեղ $1 \leq i_j, i_l \leq b, i_j \neq i_l, \psi_{Y,n}(i_j, i_{j+1}) = 1$.

$S_{i_0}(T_Y^{(n)})$ և $S_{i_r}(T_Y^{(n)})$ ենթածառերը կանվանենք *կապակցված r երկարություն ամբ կապով*: Ակնհայտ է, որ անմիջականորեն կապակցված ենթածառերի կապի երկարությունը 1 է:

Դիցուք $x, y \in V(G_{b,\Gamma}), x \neq y$ և

$Trace(x, G_{b,\Gamma}) = T_0^{v(x,0)}, T_1^{v(x,1)}, \dots, T_\Gamma^{v(x,\Gamma)}$, իսկ

$Trace(y, G_{b,\Gamma}) = T_0^{v(y,0)}, T_1^{v(y,1)}, \dots, T_\Gamma^{v(y,\Gamma)}$: $T_i^{v(x,i)} = T_i^{v(y,i)}$ ենթածառը

կանվանենք x և y *հանգույցները պարունակող փոքրագույն*

ենթածառ, եթե $\{x, y\} \subset leaves(T_i^{v(x,i)})$ և եթե $j < i$, ապա

$\{x, y\} \not\subset leaves(T_j^{v(x,j)})$, $j, i = 1, \dots, \Gamma$ համար:

Նկար 2.4-ում երևում է, որ x_1 և x_7 հանգույցները պարունակող փոքրագույն ենթածառը $T_2^{(1)}$ -ն է:

x և y կապված հանգույցների միջև հեռավորությունը նշանակենք $d(x, y)$ -ով:

Պնդում 2.2: Եթե $G_{b,\Gamma}$ ցանցում $b = 2$, ապա $d(x, y) \in \{1, 2\}$, իսկ եթե $b \geq 3$, ապա $d(x, y) \in \{1, 2, \dots, b - 1\}$:

Ապացույց: Դիցուք $T_Y^{v(x,y)}$ -ը x և y հանգույցները պարունակող փոքրագույն ենթածառն է, իսկ $Trace(x, G_{b,\Gamma})$ -ը և $Trace(y, G_{b,\Gamma})$ -ը համապատասխանաբար x -ի և y -ի հետքերն են ծառում:

$$\text{Trace}(x, G_{b,\Gamma}) = T_0^{v(x,0)}, T_1^{v(x,1)}, \dots, T_{\gamma-1}^{v(x,\gamma-1)}, T_\gamma^{v(x,\gamma)}, \dots, T_\Gamma^{v(x,\Gamma)},$$

$$\text{Trace}(y, G_{b,\Gamma}) = T_0^{v(y,0)}, T_1^{v(y,1)}, \dots, T_{\gamma-1}^{v(y,\gamma-1)}, T_\gamma^{v(y,\gamma)}, \dots, T_\Gamma^{v(y,\Gamma)}:$$

Յե տևաբար, կամայական $\gamma' \geq \gamma$ -ի համար $T_{\gamma'}^{v(x,\gamma')} = T_{\gamma'}^{v(y,\gamma')}, T_{\gamma-1}^{v(x,\gamma-1)}$

և $T_{\gamma-1}^{v(y,\gamma-1)}$ ենթաձառերը ներդրված են $T_\gamma^{v(x,\gamma)}$ -ի մեջ: Այդ դեպքում:

1. $d(x, y) = 1$, եթե $T_{\gamma-1}^{v(x,\gamma-1)}$ և $T_{\gamma-1}^{v(y,\gamma-1)}$ ենթաձառերը անմիջականորեն

կապակցված են:

2. $d(x, y) = 2$, եթե $\gamma' > \gamma$ -րդ մակարդակում առաջանում է

առնվազն մեկ անմիջական կապակցում $T_{\gamma'}^{v(x,\gamma')}$ ենթաձառի

համար, այսինքն՝ $\text{Links}_{v(x,\gamma')} (T_{\gamma'}^{v(x,\gamma')}) \geq 1$ և, հետևաբար, նաև

$\text{Links}_{v(y,\gamma')} (T_{\gamma'}^{v(y,\gamma')}) \geq 1$: γ' -րդ մակարդակում անմիջական կապի

առաջացումը հանգեցնում է նրան, որ ցանցում գոյություն են ունենում հանգույցներ, որոնց հետ կապված են x -ն, և y -ը:

3. $d(x, y) = r$, եթե $T_{\gamma-1}^{v(x,\gamma-1)}$ և $T_{\gamma-1}^{v(y,\gamma-1)}$ ենթաձառերի կապակցման

նվազագույն երկարությունը r է, որտեղ $r < b$: Այդ

մեծությունը որոշվում է $t_\gamma^{v(x,\gamma)}$ գագաթի

կապակցվածության վեկտորից:

Պնդում 2.2-ն ապացուցված է:

Բարդության գնահատական: Այնհայտ է, որ ցանցում երկու հանգույցի միջև հեռավորությունը հաշվարկող ալգորիթմի ժամանակային բարդությունը

$O(b^2 \log b + (b - 1) \Gamma) = O(b^2 \log b + (b - 1) \log_b N)$ Է: Նույն ալգորիթմի բարդությունը ստանդարտ դեպքում $O(N^2 \log N)$ Է:

Կապերի քանակի հաշվարկ [32-34]: Նշանակենք $E(M_\gamma^{(n)})$ -ով $M_\gamma^{(n)}$ կլաստերում կապերի քանակը, որտեղ $1 \leq \gamma \leq b^{\Gamma-\gamma}$:

Պնդում 2.3.

$$|E(M_\gamma^{(n)})| = \sum_{i=0}^{\gamma-1} \left(\text{Links} \left(S^i(T_\gamma^{(n)}) \right) b^{2(\gamma-i-1)} \right): \quad (2.5)$$

Ապացույց: Ապացույցը կատարենք ինդուկտիվ եղանակով ըստ մակարդակների:

Դիցուք $\gamma = 1$. Դիտարկենք $T_1^{(n)}$ ենթաձառը, որը համապատասխանում է $M_1^{(n)}$ կլաստերին: Այդ կլաստերը պարունակում է b հանգույց, որոնց համապատասխանում են $T_1^{(n)}$ -ի ենթաձառի b տերմինները: Պետք է ցույց տալ, որ $|E(M_\gamma^{(n)})| = \text{Links}(T_1^{(n)})$: Եվ իրոք.

$$|E(M_\gamma^{(n)})| = \sum_{i=0}^{\gamma-1} \left(\text{Links} \left(S^i(T_\gamma^{(n)}) \right) b^{2(\gamma-i-1)} \right) = \text{Links} \left(S^0(T_1^{(n)}) \right) = \text{Links}(T_1^{(n)}):$$

Դիցուք $\gamma > 1$ և (2.5)-ը ճիշտ է այդ մակարդակի համար: Ապացուցենք այն $(\gamma + 1)$ -րդ մակարդակի համար: Դիցուք $M_{\gamma+1}^{(n)}$ -ը $(\gamma + 1)$ -րդ մակարդակի կլաստեր է և նրան համապատասխանող ենթաձառն է $T_{\gamma+1}^{(n)}$ -ը: $(\gamma + 1)$ -րդ մակարդակում նոր կապեր են ի հայտ գալիս, երբ անմիջականորեն կապակցվում են ներդրված

ենթաճանաչող: Ընդ որում, այդ կապակցումից առաջանում են $b^{2\gamma}$ նոր կապեր:

Դիցուք $M_{\gamma+1}^{(n)}$ կլաստերի b ներդրված կլաստերներին՝ $M_{\gamma}^{(l+1)}, M_{\gamma}^{(l+2)}, \dots, M_{\gamma}^{(l+b)}$, համապատասխանող ենթաճանաչող են $T_{\gamma}^{(l+1)}, T_{\gamma}^{(l+2)}, \dots, T_{\gamma}^{(l+b)}$: Այդ դեպքում.

$$\begin{aligned} |E(M_{\gamma+1}^{(n)})| &= \sum_{j=l+1}^{l+b} |E(M_{\gamma}^{(j)})| + Links(T_{\gamma+1}^{(n)}) b^{2\gamma} = \\ &= \sum_{j=l+1}^{l+b} \left(\sum_{i=0}^{\gamma-1} (Links(S^i(T_{\gamma}^{(j)}))) b^{2(\gamma-i-1)} \right) + Links(T_{\gamma+1}^{(n)}) b^{2\gamma} = \\ &= \sum_{T_{\gamma}^{(j)} \in S(T_{\gamma+1}^{(n)})} \left(\sum_{i=0}^{\gamma-1} (Links(S^i(T_{\gamma}^{(j)}))) b^{2(\gamma-i-1)} \right) + Links(T_{\gamma+1}^{(n)}) b^{2\gamma} = \\ &= \sum_{i=1}^{\gamma} (Links(S^i(T_{\gamma+1}^{(n)}))) b^{2(\gamma-i)} + Links(T_{\gamma+1}^{(n)}) b^{2\gamma} = \sum_{i=0}^{\gamma} (Links(S^i(T_{\gamma+1}^{(n)}))) b^{2(\gamma-i)} \end{aligned}$$

Պնդում 2.3-ն ապացուցված է:

$G_{b,\Gamma}$ ցանցի համար կոնստանտ.

$$|E(G_{b,\Gamma})| = |E(M_{\Gamma}^{(1)})| = \sum_{i=0}^{\Gamma-1} (Links(S^i(T_{\Gamma}^{(1)}))) b^{2(\Gamma-i-1)}:$$

Բարդության գնահատական: $Links(S^i(T_{\Gamma}^{(1)}))$ -ը հաշվարկելու համար անհրաժեշտ է կատարել $b(b-1)/2$ քայլ $T_{\Gamma}^{(1)}$ ենթաճանաչողում գազաթի համար: Հաշվի առնելով, որ $T_{\Gamma}^{(1)}$ -ում գազաթների

քանակը $\frac{b^{\Gamma}-1}{b-1}$ է, կստանանք, որ *ցանցում կապերի քանակի հաշվարկի ալգորիթմի* ժամանակային բարդությունը $O\left(\frac{b*(b-1)}{2} \frac{b^{\Gamma}-1}{b-1}\right) = O(b^{\Gamma} b) = O(N b)$ է: Նույն ալգորիթմի բարդությունը ստանդարտ դեպքում $O(N^2)$ է:

Երեք երկարությունամբ ցիկլերի քանակի հաշվարկ [32-34]: (2.4) ենթաճաների հաջորդականությունը կանվանենք ցիկլիկ, իսկ r -ը՝ ցիկլի երկարություն, եթե $S_{i_0}(T_Y^{(n)}) = S_{i_r}(T_Y^{(n)})$: Նշանակենք $TreeCycles(T_Y^{(n)}, 3)$ -ով $T_Y^{(n)}$ ենթաճանի մեջ ներդրված $S_1(T_Y^{(n)}), S_2(T_Y^{(n)}), \dots, S_b(T_Y^{(n)})$ ենթաճաների միջև գոյություն ունեցող 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակը:

$TreeCycles(T_Y^{(n)}, 3)$ -ը հաշվարկվում է $t_Y^{(n)}$ գազաթի կապակցվածության վեկտորի միջոցով.

$$TreeCycles(T_Y^{(n)}, 3) = \sum_{i=1}^{b-2} \sum_{j=i+1}^{b-1} \sum_{k=j+1}^b (\psi_{Y,n}(i, j) \psi_{Y,n}(j, k) \psi_{Y,n}(k, i)):$$

Նշանակենք $Cycles(M_Y^{(n)}, 3)$ -ով $M_Y^{(n)}$ կլաստերում 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակը:

Պնդում 2.4.

$$Cycles(M_Y^{(n)}, 3) = \left(\sum_{\substack{i, j=1 \dots b \\ i < j}} (\psi_{Y,n}(i, j) (|E(M_{Y-1}^{(l+i)})| + |E(M_{Y-1}^{(l+j)})|)) b^{Y-1} \right) + \\ + TreeCycles(T_Y^{(n)}, 3) b^{3(Y-1)} + \sum_{\theta=1}^b Cycles(M_{Y-1}^{(l+\theta)}, 3), \quad ($$

որտեղ $l = (n - 1) b^\gamma$:

Ապացույց: Ապացույցը կատարենք ինդուկտիվ եղանակով ըստ մակարդակների:

Դիցուք $\gamma = 1$. $M_1^{(n)}$ կլաստերում 3 երկարությամբ ցիկլերը այդ կլաստերի b հանգույցների միջև եղած ցիկլերն են: Դրանց քանակը հաշվարկվում է $t_1^{(n)}$ գագաթի կապակցվածության վեկտորի միջոցով.

$$Cycles(M_1^{(n)}, 3) = TreeCycles(T_1^{(n)}, 3),$$

ինչը համընկնում է (2.6)-ի հետ, քանի որ $M_0^{(n)}$ կլաստերը, որտեղ $1 \leq n \leq b^F$, պարունակում է մեկ հանգույց:

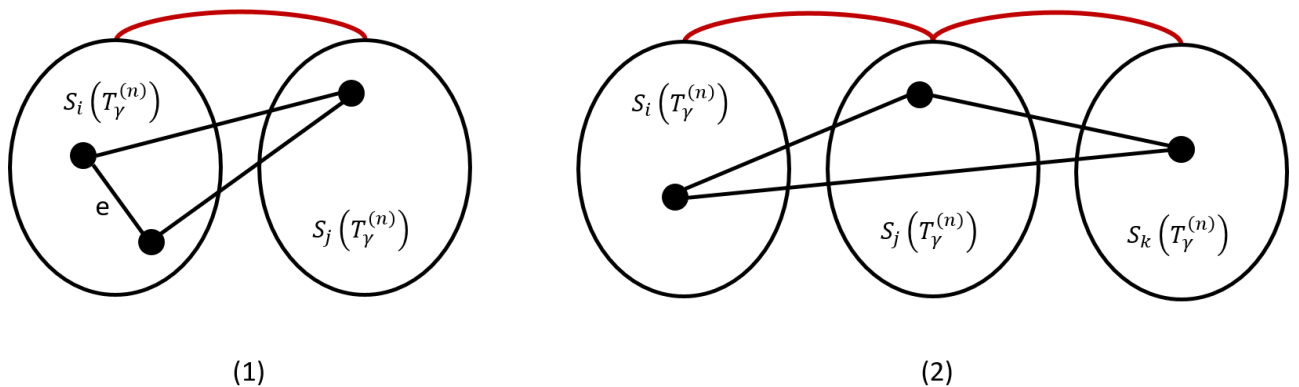
Դիցուք $\gamma > 1$ և (2.6)-ը ճիշտ է $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակի համար: Ապացուցենք այն γ -րդ մակարդակի համար: Նկար 2.6-ում պատկերված են $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակից γ -րդ մակարդակ անցման ժամանակ 3 երկարությամբ ցիկլերի առաջացման երկու հնարավոր դեպքերը:

3 երկարությամբ նոր ցիկլեր կլաստերում կարող են առաջանալ, եթե կապակցվեն դրանում ներդրված կլաստերները, ինչը համապատասխանում է $S(T_\gamma^{(n)})$ բազմության ենթաձառերի անմիջական կապակցմանը (նկար 2.6-1): Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ և $S_j(T_\gamma^{(n)})$ ենթաձառերը անմիջականորեն կապակցված են, և $S_i(T_\gamma^{(n)})$ -ին համապատասխանող $M_{\gamma-1}^{(l+i)}$ կլաստերը պարունակում է e կապը: Այդ դեպքում $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ի յուրաքանչյուր հանգույց e -ի հետ կազմում

Է 3 երկարություն ամբ ցիկլ , իսկ դրանց քանակը $b^{\gamma-1}$ է: Չե տևաբար , այս դեպքում γ -րդ մակարդակում ավելանում են հետևյալ քանակով նոր ցիկլեր ((2.6)-ի առաջին գումարելին).

$$\sum_{\substack{i,j=1\dots b \\ i < j}} (\psi_{\gamma,n}(i,j)(|E(M_{\gamma-1}^{(i+i)})| + |E(M_{\gamma-1}^{(i+j)})|)) b^{\gamma-1};$$

3 երկարություն ամբ նոր ցիկլեր կլաստերում կարող են առաջանալ , եթե $S(T_\gamma^{(n)})$ բազմության ենթաձառերի միջև ի հայտ գան ցիկլիկ կապակցումներ (նկար 2.6-2), Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ և $S_j(T_\gamma^{(n)})$ ենթաձառերը անմիջականորեն կապակցված են , այսինքն՝ $\psi_{\gamma,n}(i,j) = 1$: Եթե գոյություն ունի ենթաձառ $S_k(T_\gamma^{(n)})$, որի համար $\psi_{\gamma,n}(i,k) = 1$ և $\psi_{\gamma,n}(j,k) = 1$, ապա կավելանա $b^{3(\gamma-1)}$ 3 երկարություն ամբ



նկ. 2.6. $(\gamma-1)$ -րդ մակարդակից γ -րդ մակարդակ անցման ժամանակ 3 երկարություն ամբ ցիկլերի քանակը հենց $TreeCycles(T_\gamma^{(n)}, 3)$ է: Չե տևաբար ստանում ենք (2.6)-ի երկրորդ գումարելին. $TreeCycles(T_\gamma^{(n)}, 3) b^{3(\gamma-1)}$:

Պնդում 2.4-ն ապացուցված է:

$G_{b,\Gamma}$ ցանցի համար կու նենանք.

$$Cycles(G_{b,\Gamma}, 3) = Cycles(M_{\Gamma}^{(1)}, 3):$$

Բարդություն գնահատական: Այս անակետն է $F(\gamma)$ -ով $Cycles(M_{\gamma}^{(n)}, 3)$ -ի հաշվարկման քայլերի քանակի ֆունկցիան: Ինչպես վերևում ցույց է տրվել, $|E(M_{\gamma}^{(l+i)})|$ -ի հաշվարկի համար անհրաժեշտ քայլերի քանակը $O(N * b)$ է: Առաջին գումարելիի հաշվարկի քայլերի քանակ b^2 է, իսկ երկրորդինը՝ b^3 : Ստանու մեն անդրադարձ առնչությունն $F(\gamma) = b^2 + b^3 + b F(\gamma - 1)$, որի լուծումն է՝ $F(\gamma) = (b^2 + b^3)(b^{\gamma} - 1)/(b - 1)$: Այսպիսով, *ցանցում 3 երկարությունամբ ցիկլերի քանակի հաշվարկի ալգորիթմի* ժամանակային բարդությունը $O(b^{\gamma+2} + N b) = O(N b^2 + N b)$ է: Այսինպես ալգորիթմի բարդությունը ստանդարտ դեպքում $O(N^3)$ է:

Չորս երկարությունամբ ցիկլերի քանակի հաշվարկ [35]:

Այս անակետն է $TreeCycles(T_{\gamma}^{(n)}, 4)$ -ով $T_{\gamma}^{(n)}$ ենթաճառի մեջ ներդրված $S_1(T_{\gamma}^{(n)}), S_2(T_{\gamma}^{(n)}), \dots, S_b(T_{\gamma}^{(n)})$ ենթաճառերի միջև գոյություն ունեցող 4 երկարությունամբ ցիկլերի քանակը:

$TreeCycles(T_{\gamma}^{(n)}, 4)$ -ը հաշվարկվում է $t_{\gamma}^{(n)}$ գազաթի կապակցվածության վեկտորի միջոցով, ընդ որում $O(b^4)$ բարդությամբ.

$$TreeCycles(T_{\gamma}^{(n)}, 4) = \sum_{i_1=1}^{b-3} \sum_{i_2=i_1+1}^{b-2} \sum_{i_3=i_2+1}^{b-1} \sum_{i_4=i_3+1}^b \left(\begin{aligned} &\psi_{\gamma,n}(i_1, i_2) \psi_{\gamma,n}(i_2, i_3) \psi_{\gamma,n}(i_3, i_4) \psi_{\gamma,n}(i_4, i_1) + \\ &+ \psi_{\gamma,n}(i_1, i_3) \psi_{\gamma,n}(i_3, i_2) \psi_{\gamma,n}(i_2, i_4) \psi_{\gamma,n}(i_4, i_1) + \\ &+ \psi_{\gamma,n}(i_1, i_2) \psi_{\gamma,n}(i_2, i_4) \psi_{\gamma,n}(i_4, i_3) \psi_{\gamma,n}(i_3, i_1) \end{aligned} \right):$$

Կատենք, որ $G_{b,\Gamma}$ ցանցի x_1 և x_2 հանգույցների միջև կա 2 երկարությունյալ կապ, եթե դրանց միջև կա 2 երկարությունյալ շղթա:

$|E_2(M_\gamma^{(n)})|$ -ով նշանակենք 2 երկարությունյալ կապերի քանակը $M_\gamma^{(n)}$ կլաստերում:

Պնդում 2.5.

$$\begin{aligned}
 |E_2(M_\gamma^{(n)})| &= \sum_{i=1}^b |E_2(M_{\gamma-1}^{(i)})| + \sum_{\substack{i,j,k=1 \\ i < j < k}}^b \left(\begin{matrix} \psi_{\gamma,n}(i,j) \psi_{\gamma,n}(j,k) + \\ \psi_{\gamma,n}(i,k) \psi_{\gamma,n}(j,k) + \\ \psi_{\gamma,n}(i,j) \psi_{\gamma,n}(i,k) \end{matrix} b^{3(\gamma-1)} \right) + \\
 &+ \sum_{i,j=1}^b 2 * [\psi_{\gamma,n}(i,j) (|E_2(M_{\gamma-1}^{(i)})| + |E_2(M_{\gamma-1}^{(j)})|) b^{(\gamma-1)}] + \\
 &+ \sum_{i,j=1}^b [\psi_{\gamma,n}(i,j) b^{2(\gamma-1)} (b^{(\gamma-1)} - 1)], \tag{C}
 \end{aligned}$$

որտեղ $l = (n - 1) b^\gamma$:

Ապացույց: Ապացույցը կատարենք ինդուկտիվ եղանակով ըստ մակարդակների:

Դիցուք $\gamma = 1$: $M_1^{(n)}$ կլաստերում 2 երկարությունյալ կապերը այդ կլաստերի b հանգույցների միջև եղած 2 երկարությունյալ կապերն են: Դրանց քանակը հաշվարկվում է $t_1^{(n)}$ գազարի կապակցվածության վեկտորի միջոցով.

$$|E_2(M_1^{(n)})| = \sum_{\substack{i,j,k=1 \\ i < j < k}}^b \left(\begin{matrix} \psi_{1,n}(i,j) \psi_{1,n}(j,k) + \\ + \psi_{1,n}(i,k) \psi_{1,n}(j,k) + \\ + \psi_{1,n}(i,j) \psi_{1,n}(i,k) \end{matrix} \right),$$

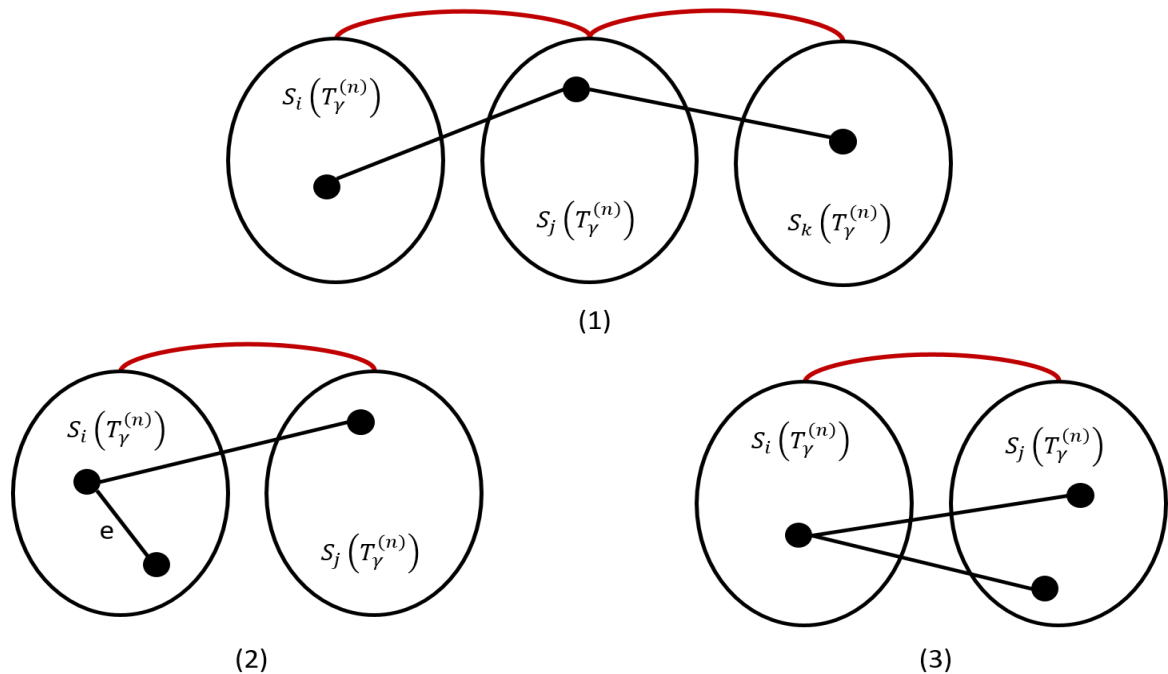
իսչ ը համընկնում է (2.7)-ի հետ:

Դիցուք $\gamma > 1$ և (2.7)-ը ճիշտ է $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակի համար: Ապացուցենք այն γ -րդ մակարդակի համար: Նկար 2.7-ում պատկերված են $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակից γ -րդ մակարդակ անցման ժամանակ 2 երկարությամբ կապերի առաջացման երեք հնարավոր դեպքերը:

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$, $S_j(T_\gamma^{(n)})$ և $S_k(T_\gamma^{(n)})$ ենթաձառերը անմիջականորեն կապակցված են, հետևաբար $\psi_{\gamma,n}(i, j) = 1$, $\psi_{\gamma,n}(j, k) = 1$ (նկար 2.7-1): Այդ դեպքում կավելանան $b^{3(\gamma-1)}$ 2 երկարությամբ նոր կապեր: Այդպիսով ստացվում է (2.7)-ի երկրորդ գումարելին:

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ -ն և $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ն անմիջականորեն կապակցված են, և $S_i(T_\gamma^{(n)})$ -ում կա e կապը (նկար 2.7-2): Այդ դեպքում $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ի յուրաքանչյուր հանգույց e -ի հետ ձևավորում է 2 երկարությամբ կապ: Այդպիսով ստացվում է (2.7)-ի երրորդ գումարելին:

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ -ն և $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ն անմիջականորեն կապակցված են (նկար 2.7-3): Այդ դեպքում $S_i(T_\gamma^{(n)})$ -ի յուրաքանչյուր հանգույցը



Նկ. 2.7. $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակից γ -րդ մակարդակ անցման ժամանակ 2 եռնատու թւամբ նստեռի առաջատման եռեք հնտամոռոռ եռաքեռոռ $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ի կամայական երկու հանգույցի հետ ձևավորում է 2 երկարությամբ ճանապարհ: Այդպիսով ստացվում է (2.7)-ի չորրորդ գումարելին:

Պնդում 2.5-ն ապացուցված է:

Բարդության գնահատական: Նշանակենք $F(\gamma)$ -ով $|E_2(M_\gamma^{(n)})|$ -ի հաշվարկման քայլերի քանակի ֆունկցիան: (2.7)-ից ստանում ենք անդրադարձ առնչություն. $F(\gamma) = b^2 + b^3 + b F(\gamma - 1)$, որի լուծումն է

$$F(\gamma) = (b^2 + b^3) (b^\gamma - 1) / (b - 1):$$

Այս ափսոսվ, *ցանցում 2 երկարությամբ կապերի քանակի հաշվարկի ալգորիթմի* ժամանակային բարդությունը $O(b^{y+2}) = O(N b^2)$ է: Նույն ալգորիթմի բարդությունը ստանդարտ դեպքում $O(N^3)$ է:

Նշանակենք $Cycles(M_Y^{(n)}, 4)$ -ով $M_Y^{(n)}$ կլաստերում 4 երկարությամբ ցիկլերի քանակը:

Պնդում 2.6.

$$\begin{aligned}
 Cycles(M_Y^{(n)}, 4) = & \sum_{\substack{i,j,k=1\dots b \\ i < j < k}} 2 \left(\begin{matrix} \psi_{Y,n}(i,j) \psi_{Y,n}(j,k) \psi_{Y,n}(i,k) \times \\ \times (|E(M_{Y-1}^{(l+i)})| + |E(M_{Y-1}^{(l+j)})| + |E(M_{Y-1}^{(l+k)})|) \end{matrix} \right) b^{2(Y-1)} \\
 & + \sum_{\substack{i,j=1\dots b \\ i < j}} \left(\begin{matrix} \psi_{Y,n}(i,j) (|E(M_{Y-1}^{(l+i)})| + |E(M_{Y-1}^{(l+j)})|) b^{(Y-1)} + \\ + 2 \psi_{Y,n}(i,j) (|E(M_{Y-1}^{(l+i)})| |E(M_{Y-1}^{(l+j)})|) \end{matrix} \right) + \\
 & + TreeCycles(T_Y^{(n)}, 4) b^{4(Y-1)} + \sum_{\theta=1}^b Cycles(M_{Y-1}^{(l+\theta)}, 4) + \\
 & + \sum_{\substack{i,j,k=1\dots b \\ i < j < k}} \left(\left(\begin{matrix} \psi_{Y,n}(i,j) \psi_{Y,n}(j,k) + \\ + \psi_{Y,n}(i,k) \psi_{Y,n}(k,j) + \\ + \psi_{Y,n}(i,j) \psi_{Y,n}(i,k) \end{matrix} \right) \frac{b^{3(Y-1)}(b^{(Y-1)} - 1)}{2} \right), \quad (
 \end{aligned}$$

որտեղ $l = (n - 1) b^Y$:

Ապացույց: Ապացույցը կատարենք ինդուկտիվ եղանակով ըստ մակարդակների:

Նախ (2.8)-ի որոշ տրիվիալ ձևափոխություններից հետո, կստանանք հետևյալ տեսքը.

$$\begin{aligned}
Cycles(M_\gamma^{(n)}, 4) &= \sum_{e=1}^b Cycles(M_{\gamma-1}^{(l+e)}, 4) + TreeCycles(T_\gamma^{(n)}, 4) b^{4(\gamma-1)} + \\
&+ b^{2(\gamma-1)} \sum_{\substack{i,j,k=1\dots p \\ i < j < k}} \left(\left(2 \left(\psi_{\gamma,n}(i,j) \psi_{\gamma,n}(j,k) \psi_{\gamma,n}(i,k) \left(\begin{array}{l} |E(M_{\gamma-1}^{(l+i)})| + \\ + |E(M_{\gamma-1}^{(l+j)})| + \\ + |E(M_{\gamma-1}^{(l+k)})| \end{array} \right) b^{2(\gamma-1)} \right) \right) + \right. \\
&\quad \left. + \left(\frac{b^{(\gamma-1)}(b^{(\gamma-1)} - 1)}{2} \left(\begin{array}{l} \psi_{\gamma,n}(i,j) \psi_{\gamma,n}(j,k) + \\ \psi_{\gamma,n}(i,k) \psi_{\gamma,n}(k,j) + \\ \psi_{\gamma,n}(i,j) \psi_{\gamma,n}(i,k) \end{array} \right) \right) \right) \\
&+ \sum_{\substack{i,j=1\dots b \\ i < j}} \left(\begin{array}{l} (\psi_{\gamma,n}(i,j) (|E(M_{\gamma-1}^{(l+i)})| + |E(M_{\gamma-1}^{(l+j)})|) b^{(\gamma-1)}) + \\ + (2 |E(M_{\gamma-1}^{(l+i)})| |E(M_{\gamma-1}^{(l+j)})|) + \\ + \left(\frac{b^{(\gamma-1)}(b^{(\gamma-1)} - 1)}{2} \right)^2 \end{array} \right) : \quad (2)
\end{aligned}$$

Դիցուք $\gamma = 1$: $M_1^{(n)}$ կլ աստրոլմ 4 երկարությամբ ցիկլերը այդ կլ աստերի b հանգույցների միջև եղած 4 երկարությամբ ցիկլերն են: Դրանց քանակը հաշվարկվում է $t_1^{(n)}$ գագաթի կապակցվածության վեկտորի միջոցով.

$$Cycles(M_1^{(n)}, 4) = TreeCycles(T_1^{(n)}, 4),$$

ինչը համընկնում է (2.9)-ի հետ:

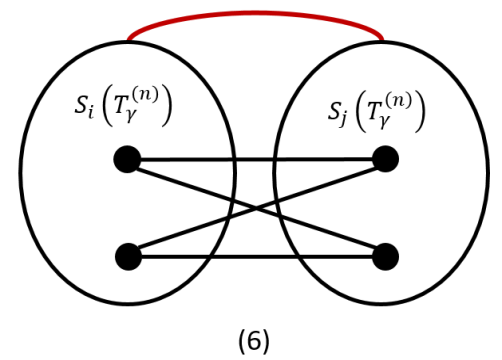
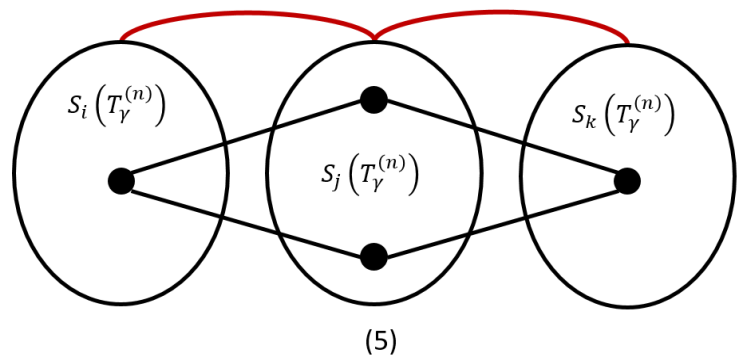
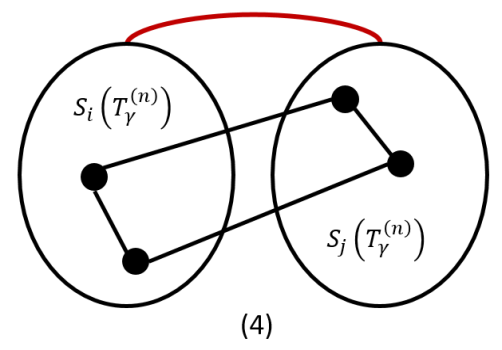
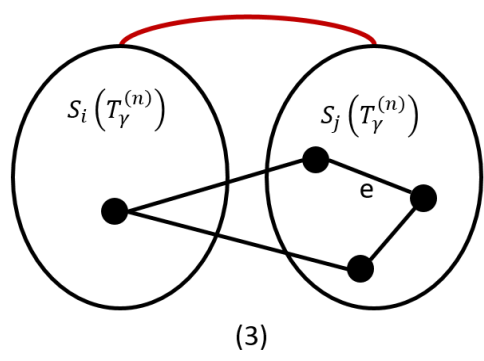
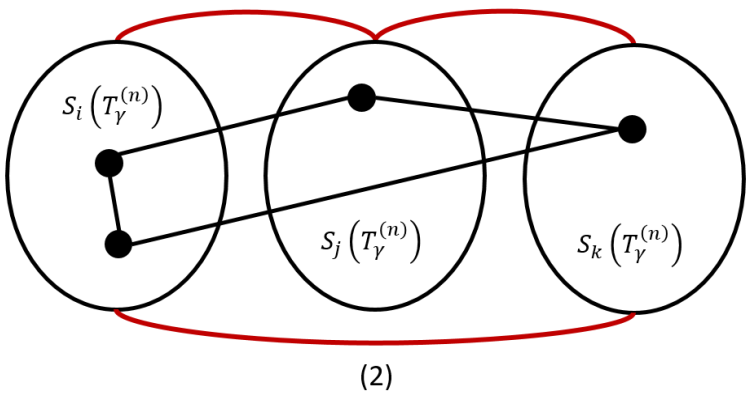
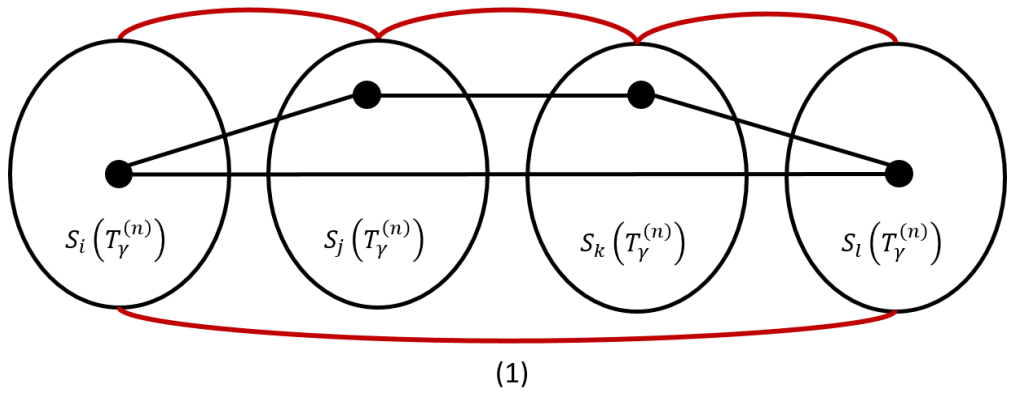
Դիցուք $\gamma > 1$ և (2.9)-ը ճիշտ է $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակի համար: Ապացուցենք այն γ -րդ մակարդակի համար: Նկար 2.8-ում պատկերված են $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակից γ -րդ մակարդակ անցման ժամանակ 4 երկարությամբ ցիկլերի առաջացման վեց հնարավոր դեպքերը:

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)}), S_j(T_\gamma^{(n)})$ և $S_k(T_\gamma^{(n)})$ ենթածառերը անմիջականորեն կապակցված են, այսինքն՝

$\psi_{\gamma,n}(i,j) = 1, \psi_{\gamma,n}(j,k) = 1$: Եթե գոյ ու թյ ու ն ու նի ենթաձառ $S_l(T_\gamma^{(n)})$, այ նախսին, որ $\psi_{\gamma,n}(k,l) = 1$ և $\psi_{\gamma,n}(i,l) = 1$, ապա առաջ անում են $b^{4(\gamma-1)}$ 4 երկարությամբ նոր ցիկլեր (նկար 2.8-1): Այ դախսի ենթաձառերի քանակը հենց $TreeCycles(T_\gamma^{(n)}, 4)$ է, հետևաբար ստանում ենք (2.9)-ի երրորդ գումարելին:

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)}), S_j(T_\gamma^{(n)})$ և $S_k(T_\gamma^{(n)})$ ենթաձառերը անմիջականորեն կապակցված են և $S_i(T_\gamma^{(n)})$ -ում կա e կապը (նկար 2.8-2): Այ դ դեպքում $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ի և $S_k(T_\gamma^{(n)})$ -ի կամայական հանգույցների զույգ e -ի հետ 4 երկարությամբ ցիկլ է կազմում, այսինքն, ավելանում են $b^{2(\gamma-1)}$ նոր ցիկլեր: Այ դախսով, ստանում ենք (2.9)-ի երրորդ գումարելիի առաջին մասը:

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ և $S_j(T_\gamma^{(n)})$ ենթաձառերը անմիջականորեն կապակցված են, իսկ $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ն պարունակում է 2 երկարությամբ կապ (նկար 2.8-3): Այ դ դեպքում $S_i(T_\gamma^{(n)})$ -ի ամեն հանույցը e -ի հետ ձևավորում է 4 երկարությամբ նոր ցիկլ՝ $b^{(\gamma-1)}$ հատ: Այ դախսով, ստանում ենք (2.9)-ի չորրորդ գումարելիի առաջին մասը:



Նկ. 2.8. $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակից γ -րդ մակարդակ անցման ժամանակ 4 բոլորով քաղցր շղկ էրի ստացման մեջ հնարավոր դեպքեր

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ և $S_j(T_\gamma^{(n)})$ ենթածառերը անմիջականորեն կապակցված են և դրանցից յուրաքանչյուրը կապ է պարունակում (նկար 2.8-4): Այդ դեպքում կառաջանան (2.9)-ի չորրորդ գումարելիի երկրորդ մասը հանդիսացող քանակի 4 երկարությամբ նոր ցիկլեր:

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ և $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ն, ինչպես նաև $S_j(T_\gamma^{(n)})$ և $S_k(T_\gamma^{(n)})$ -ն անմիջականորեն կապակցված են այնպես, ինչպես ցույց է տրված նկար 2.8-5-ում: Այդ դեպքում կառաջանան (2.9)-ի երրորդ գումարելիի երկրորդ մասը հանդիսացող քանակի 4 երկարությամբ նոր ցիկլեր:

Դիցուք $S_i(T_\gamma^{(n)})$ և $S_j(T_\gamma^{(n)})$ -ն անմիջականորեն կապակցված են այնպես, ինչպես ցույց է տրված նկար 2.8-6-ում: Այդ դեպքում կառաջանան (2.9)-ի չորրորդ գումարելիի երրորդ մասը հանդիսացող քանակի 4 երկարությամբ նոր ցիկլեր:

Պնդում 2.6-ն ապացուցված է:

$G_{b,\Gamma}$ ցանցի համար կունենանք.

$$Cycles(G_{b,\Gamma}, 4) = Cycles(M_\Gamma^{(1)}, 4):$$

Բարդությամբ գնահատական: Նշանակենք $F(\gamma)$ -ով $Cycles(M_\gamma^{(n)}, 4)$ -ի հաշվարկման քայլերի քանակի ֆունկցիան: (2.9)-ից ստանում ենք անդրադարձառնչություն. $F(\gamma) = b^2 + b^3 + b^4 + b^{\gamma+1} + b F(\gamma - 1)$, որի լուծումն է՝

$$F(\gamma) = b^2(b^\gamma - 1)/(b - 1) + \gamma b^2(b^3 - 1)/(b - 1):$$

Այս ափսոսով, *ցանցում 4 երկարությամբ ցիկլերի քանակի հաշվարկի ալգորիթմի* ժամանակային բարդությունը $O(b^{\Gamma+1} + \Gamma b^4) = O(Nb + \log_b N b^4)$ է: Նույն ալգորիթմի բարդությունը ստանդարտ դեպքում $O(N^4)$ է:

Կապակցված ենթացանցերի քանակի հաշվարկ [32-34]: Տրոհենք ենթածառերի $S(T_Y^{(n)})$ բազմությունը չհատվող ենթաբազմությունների. $\theta_r, r \leq m, S(T_Y^{(n)}) = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_m$: Կարելի է ասել, որ $T_{Y-1}^{(i)}$ և $T_{Y-1}^{(j)}$ ենթածառերը պատկանում են միևնույն θ_r ենթաբազմությանը այն և միայն այն դեպքում, եթե $T_{Y-1}^{(i)}$ և $T_{Y-1}^{(j)}$ կապակցված են r -ից մեծ կամ հավասար երկարությամբ կապով: Մեկից ավելի տարր պարունակող θ_r բազմությունների քանակը նշանակենք $C(T_Y^{(n)})$ -ով, իսկ մեկ տարր պարունակողներինը՝ $NC(T_Y^{(n)})$ -ով:

Նշանակենք $CCS(M_Y^{(n)})$ -ով $M_Y^{(n)}$ կլաստերում կապակցված ենթացանցերի քանակը:

Պնդում 2.7.

$$CCS(M_Y^{(n)}) = \sum_{i=1}^b \overline{Links_i(T_Y^{(n)})} CCS(M_{Y-1}^{(i+1)}) + C(T_Y^{(n)}) - NC(T_Y^{(n)}),$$

որտեղ $l = (n - 1) b^Y$ և $CCS(M_0^{(n)}) = 1$:

Ապացույց ակնհայտ է. ամեն հանգույցի համար պետք է դիտարկել այն ենթածառերը, որոնց միջև կա կապ, իսկ եթե կապ չկա, անհրաժեշտ է դիտարկել դրանց ենթածառերի կապակցվածությունը:

$G_{b,\Gamma}$ ցանցի համար կու նենանք.

$$CCS(G_{b,\Gamma}) = CCS(M_{\Gamma}^{(1)}):$$

Կլ աստերացման գործակցի հաշվարկ: 1.2. բաժնում տրված սահմանումից պարզ է, որ հանգույցի կլ աստերացման տեղային գործակիցը հաշվելու համար անհրաժեշտ է հաշվել 3 երկարությամբ այն ցիկլերի քանակը, որոնք անցնում են այդ հանգույցով:

Դիցուք
$$S(T_Y^{v(x,\gamma)}) = \{S_1(T_Y^{v(x,\gamma)}), S_2(T_Y^{v(x,\gamma)}), \dots, S_b(T_Y^{v(x,\gamma)})\}:$$

Նշանակենք $S_{v(x,\gamma)}(T_Y^{v(x,\gamma)})$ -ով $T_Y^{v(x,\gamma)}$ -ում ներդրված այն ենթաձառը, որը պարունակում է x հանգույցը: Ընտրենք $S(T_Y^{v(x,\gamma)})$ բազմությունից անմիջականորեն կապակցված ցիկլիկ հաջորդականությունն այնպիսին, որ սկզբնական և վերջնական ենթաձառը լինի $S_{v(x,\gamma)}(T_Y^{v(x,\gamma)})$ -ն.

$$S_{v(x,\gamma)}(T_Y^{v(x,\gamma)}) = S_{i_1}(T_Y^{v(x,\gamma)}), \dots, S_{i_r}(T_Y^{v(x,\gamma)}) = S_{v(x,\gamma)}(T_Y^{v(x,\gamma)}),$$

որտեղ $1 \leq i_j, i_l \leq b, i_j \neq i_l, \psi_{\gamma,n}(i_j, i_{j+1}) = 1$: Այդպիսի ցիկլը անվանենք $S_{v(x,\gamma)}(T_Y^{v(x,\gamma)})$ ենթաձառը պարունակող r երկարությամբ ցիկլ:

Նշանակենք $TreeCycles_{v(x,\gamma)}(T_Y^{v(x,\gamma)}, 3)$ -ով $S_{v(x,\gamma)}(T_Y^{v(x,\gamma)})$ -ը

պարունակող 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակը:

$$TreeCycles_{v(x,\gamma)}(T_Y^{v(x,\gamma)}, 3)\text{-ը հաշվարկվում է } t_{\gamma}^{v(x,\gamma)} \text{ գագաթի}$$

կապակցվածության վեկտորի միջոցով.

$$\begin{aligned}
& TreeCycles_{v(x,\gamma)}(T_\gamma^{v(x,\gamma)}, 3) \\
&= \sum_{j=1}^{b-2} \sum_{k=j+1}^b (\psi_{\gamma,n}(v(x,\gamma-1), j) \psi_{\gamma,n}(j, k) \psi_{\gamma,n}(k, v(x,\gamma-1))) :
\end{aligned}$$

Նշանակենք $Cycles_{v(x,\gamma)}(M_\gamma^{v(x,\gamma)}, 3)$ -ով $M_\gamma^{v(x,\gamma)}$ կլաստերում x հանգույցը պարունակող 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակը:

Պնդում 2.8.

$$\begin{aligned}
Cycles_{v(x,\gamma)}(M_\gamma^{v(x,\gamma)}, 3) &= \sum_{i=1 \dots b} \psi_{\gamma,n}(v(x,\gamma-1), i) |E(M_{\gamma-1}^{(i+i)})| + \\
&+ \sum_{i=1 \dots b} \psi_{\gamma,n}(v(x,\gamma-1), i) d(M_{\gamma-1}^{v(x,\gamma)}, x) b^{\gamma-1} + \\
&+ TreeCycles_{v(x,\gamma)}(T_\gamma^{v(x,\gamma)}, 3) b^{2(\gamma-1)} + Cycles_{v(x,\gamma-1)}(M_{\gamma-1}^{v(x,\gamma-1)}) \quad (2)
\end{aligned}$$

Ասպրոկյցը կատարվում է **Պնդում 2.4**-ին հանգուկորեն: Քննարկենք միայն տարբերությունները:

Դիցուք $S_{v(x,\gamma)}(T_\gamma^{v(x,\gamma)})$ և $S_i(T_\gamma^{v(x,\gamma)})$ ենթաձառերը անմիջականորեն կապակցված են, և $S_i(T_\gamma^{v(x,\gamma)})$ -ը պարունակում է e կապը: Այդ դեպքում x հանգույցը $S_{v(x,\gamma)}(T_\gamma^{v(x,\gamma)})$ -ից e -ի հետ կազմավորում է ցիկլ, այսինքն՝ ավելանում են 3 երկարությամբ x -ը պարունակող այնքան ցիկլեր, ինչքան կապեր կան $S_i(T_\gamma^{v(x,\gamma)})$ -ում, որը (2.14)-ի առաջին գումարելին է:

Մյուս կողմից՝ $S_{v(x,\gamma)}(T_\gamma^{v(x,\gamma)})$ -ում x -ի բոլոր հարևանները $S_i(T_\gamma^{v(x,\gamma)})$ -ի բոլոր հանգույցների հետ նույնպես առաջացնում

են 3 երկարությամբ x -ը պարունակող b^{y-1} ցիկլեր: Այդպիսով կստանանք նաև (2.10)-ի երկրորդ գումարելին:

Պնդում 2.8-ն ապացուցված է:

$G_{b,\Gamma}$ ցանցի համար կունենանք.

$$Cycles_x(G_{b,\Gamma}, 3) = Cycles_x(M_{\Gamma}^{(1)}, 3):$$

Բարդության գնահատական: $|E(M_{\gamma-1}^{(l+i)})|$ -ի հաշվարկի համար, ինչպես արդեն նշվել է, պահանջվում է Nb քայլ, իսկ $d(M_{\gamma}^{v(x,\gamma)}, x)$ -ի համար՝ γb քայլ: Նշանակենք $F(\gamma)$ -ով $Cycles_{v(x,\gamma)}(M_{\gamma}^{v(x,\gamma)}, 3)$ -ի հաշվարկման քայլերի քանակի ֆունկցիան: (2.10)-ից ստանում ենք անդրադարձ առնչությունն՝ $F(\gamma) = O(\log_b N) + b^3 + b^{\gamma+1} + F(\gamma - 1)$, որի լուծումն է. $F(\gamma) = (2b + b^3) \gamma$: Նույնազորիթմի բարդությունը ստանդարտ դեպքում $O(N^2)$ է:

x հանգույցի կլաստերացման տեղային գործակիցը նշանակենք $C(x, G_{b,\Gamma})$ -ով: Ակնհայտ է, որ.

$$C(x, G_{b,\Gamma}) = \frac{2Cycles_x(G_{b,\Gamma}, 3)}{d(x, G_{b,\Gamma})(d(x, G_{b,\Gamma}) - 1)}:$$

Ակնհայտ է նաև, որ 1.2-ում սահմանված կլաստերացման գլոբալ գործակիցը կհաշվարկվի հետևյալ ձևով.

$$C(G_{b,\Gamma}) = 3 \frac{Cycles(G_{b,\Gamma}, 3)}{\sum_i \frac{d(x_i, G_{b,\Gamma})(d(x_i, G_{b,\Gamma}) - 1)}{2}}:$$

Վերը նկարագրված ալգորիթմների բարդությունների գնահատականներում կարելի է b -ն համարել հաստատուն, եթե հաշվի առնենք այն փաստը, որ ցանցի չափի համեմատությամբ b -ն խիստ փոքր թիվ է, և ցանցում հանգույցների քանակը ավելացնելիս, որպես կանոն, մեծացվում է հիերարխիայի մակարդակը՝ r -ն: Ելնելով այս դիտողությունից՝ աղյուսակ 2.1-ում բերված են վերը նշված ալգորիթմների բարդությունների գնահատականները [32-35]:

Աղյուսակ 2.1

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ և դասական ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկների ալգորիթմների բարդության գնահատականներ

Ալգորիթմ	Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանց	Դասական սխառական ցանց
Չանգույցի աստիճան	$O(\log_b N)$	$O(N)$
Երկու հանգույցի միջև հեռավորություն	$O(\log_b N)$	$O(N^2 \log N)$
Ցանցում կապերի քանակ	$O(N)$	$O(N^2)$
3 երկարությամբ ցիկլերի քանակ	$O(N)$	$O(N^3)$
4 երկարությամբ ցիկլերի քանակ	$O(N)$	$O(N^4)$
2 երկարությամբ կապերի քանակ	$O(N)$	$O(N^3)$
x հանգույցով անցնող 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակ	$O(\log_b N)$	$O(N^2)$

2.1.4. «L-կապեր» կապակցման տեսակը

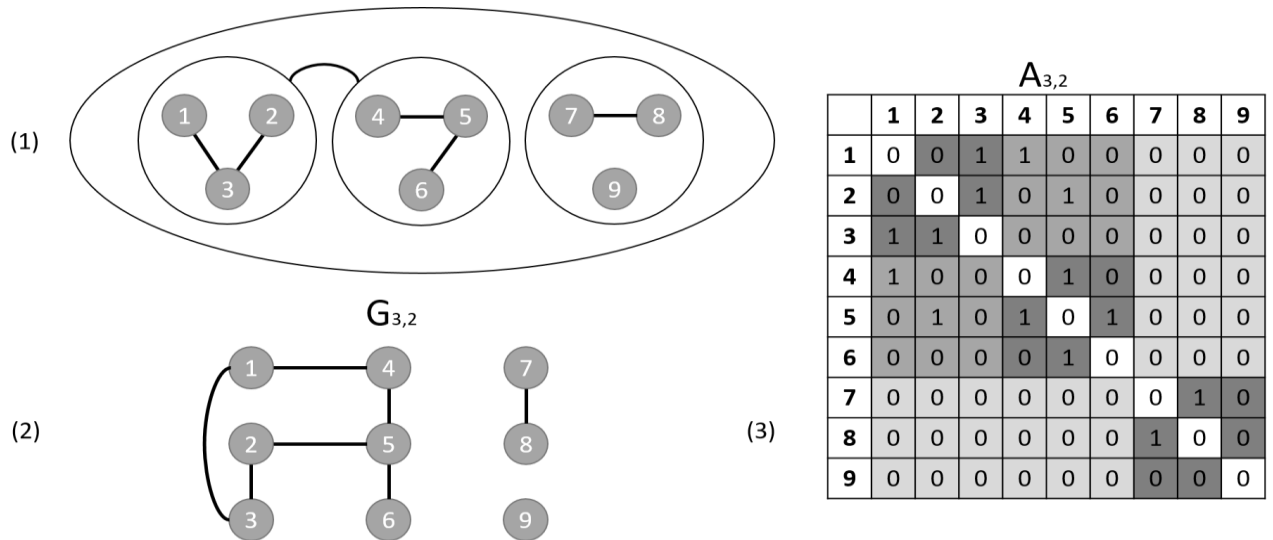
Դիցուք ունենք $G_{b,\Gamma}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցը:

M_γ բազմություն $M_\gamma^{(i)}$ և $M_\gamma^{(j)}$ կլաստերների կապակցման «L-կապեր» տեսակը սահմանենք որպես $M_\gamma^{(i)}$ կլաստերի պատահականորեն ընտրված հանգույցների կապակցում $M_\gamma^{(j)}$ կլաստերի պատահականորեն ընտրված հանգույցների հետ այնպես, որ առաջանա ճիշտ L հատկապ:

«L-կապեր» կապակցման տեսակի համար $G_{b,\Gamma}$ ցանցի $A_{b,\Gamma}$ հարևանություն մատրիցում $M_\gamma^{(i)} \in M_\gamma$ կլաստերին կհամապատասխանեն գլխավոր անկյունագծի երկայնքով դասավորված $\frac{b(b-1)}{2}$ հատ մատրիցային բլոկ, որոնցից յուրաքանչյուրը կպարունակի $b^{2(\gamma-1)}$ տարր, ընդ որում բլոկի ճիշտ L տարրերի արժեքները կլինեն 1 (մնացածը կլինեն 0), եթե համապատասխան երկու կլաստերները կապակցված են, և բոլորը 0 են՝ հակառակ դեպքում:

Նկար 2.9-ում տրված է $G_{3,2}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցը և դրա $A_{3,2}$ հարևանություն մատրիցը «L-կապեր» կապակցման տեսակի դեպքում:

Կապակցման այս տեսակի դեպքում կապակցվածությունն ծառի յուրաքանչյուր գագաթի նշումը, բացի համապատասխան հաջորդականություններից, պետք է պարունակի նաև տեղեկություն այն մասին, թե կոնկրետ որ հանգույցներն են կապված: Այդ նպատակով յուրաքանչյուր 1 արժեքին այդ



Նկ. 2.9. $G_{3,2}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցը «L-կապեր» կապակցման տեսակով, որտեղ $L=2$: Ցանցի (1) կլաստերային տեսքը, (2)

հաջորդականություններից համապատասխանեցվում է L կապված հանգույցների համարների գույգերի բազմություն:

Բնականաբար, 2.1.3. բաժնում նկարագրված տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի բոլոր ալգորիթմները պետք է վերանայվեն այնպես, որ հաշվի առնվի վերը նշված լրացուցիչ տեղեկությունը:

2.1.5. Երկու հանգույցի միջև կապի հավանականությունը

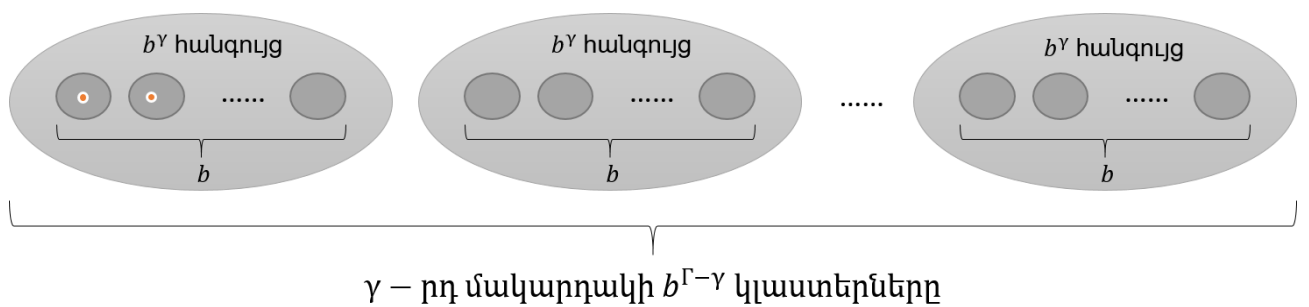
2.1. բաժնում սահմանված RBH մոդելի պատահական ցանցերի տոպոլոգիական բնութագրիչների վարքը դասական *Erdős-Rényi* մոդելի ցանցերի համապատասխան վարքի հետ համեմատելու համար անհրաժեշտ է դուրս բերել, թե ինչպես է

μ խտու թյան պարամետրի արժեքը արտապատկերվում ցանցի երկու հանգույցի միջև կապի առաջացման հավանականության՝ p հավանականությանը *Erdős-Rényi* մոդելում [42]:

Դիտարկենք $G_{b,\Gamma}$ «բուրրը բուրրին» կապակցման տեսակով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցը: Նշանակենք $Join_\gamma, 1 \leq \gamma \leq \Gamma$ -ով հանգույցների այն զույգերի բազմությունը, որոնք ընկած են γ -րդ մակարդակի նույն կլաստերում, բայց $(\gamma - 1)$ -րդ մակարդակի՝ տարբեր կլաստերներում: Ակնհայտ է, որ γ -րդ մակարդակի կլաստերների միջև կապեր կարող են առաջանալ միայն այդպիսի հանգույցների զույգերի միջև: $Join_\gamma$ բազմությունը պատկանող հանգույցների զույգերին կանվանենք «լավ» γ -րդ մակարդակի համար: Ակնհայտ է, որ

$$E(G_{b,\Gamma}) \subseteq \sum_{\gamma=1}^{\Gamma} Join_\gamma:$$

Նշանակենք $QJoin_\gamma$ -ով այն երևույթի հավանականությունը, որ $V(G_{b,\Gamma})$ -ին պատկանող որևէ հանգույցների զույգ կլինի



Նկ, 2.10. $\gamma, 1 \leq \gamma \leq \Gamma$ մակարդակի կառուցվածքը բլոկ-հիերարխիկ ցանցում «լավ» γ -րդ մակարդակի համար (նկար 2.10):

«Լավ» գույգերը ստանալու համար անհրաժեշտ է ընտրել γ -րդ մակարդակի որևէ կլաստեր հնարավոր $b^{\Gamma-\gamma}$ եղանակներից մեկով, այնուհետև ընտրված կլաստերից ընտրել $(\gamma-1)$ -րդ մակարդակին պատկանող երկուսը հնարավոր c_b^2 եղանակներից մեկով, իսկ ընտրված երկուսից՝ կամայական հանգույցներ՝ հնարավոր $b^{\gamma-1}$ եղանակներից մեկով ամեն հանգույցի համար: Յետևաբար.

$$QJoin_\gamma = \frac{b^{\Gamma-\gamma} c_b^2 (b^{\gamma-1}) (b^{\gamma-1})}{c_N^2}, \quad (2.1)$$

որտեղ c_N^2 բոլոր հնարավոր հանգույցների գույգերի քանակն է:

Նշանակենք Q_γ -ով $G_{b,\Gamma}$ ցանցի երկու հանգույցի միջև կապի առաջացման հավանականությունը γ -րդ մակարդակում, որտեղ $1 \leq \gamma \leq \Gamma$:

Պնդում 2.9: $G_{b,\Gamma}$ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցում.

$$Q_\gamma = \frac{(b-1)}{(N-1)b} \sum_{i=1}^{\gamma} (b^{(1-\mu)})^i: \quad (2.1)$$

Ապացույց:

Ապացույցը կատարենք ինդուկտիվ եղանակով:

Դիցուք $\gamma = 1$: Առաջին մակարդակում հանգույցները տրոհվում են b -յակների՝ առաջին մակարդակի կլաստերներ: Յուրաքանչյուր կլաստերում հանգույցները կապվում են իրար հետ q_1 հավանականությամբ, որը որոշվում է (2.1) բանաձևով:

Յե տևաբար, առաջին մակարդակում հանգույցների կապվելու հավանականությունը $Q_1 = q_1 QJoin_1$ է:

Դիցուք $\gamma = 2$: Երկրորդ մակարդակում առաջին մակարդակի կլաստերները տրոհվում են b -յակների՝ կազմելով երկրորդ մակարդակի կլաստերներ: Երկրորդ մակարդակի կլաստերներից յուրաքանչյուրի ներսում առաջին մակարդակի կլաստերները կապակցվում են q_2 հավանականությամբ, որը որոշվում է (2.1) բանաձևով: Յե տևաբար, երկրորդ մակարդակում հանգույցների կապվելու հավանականությունը՝ $Q_2 = q_2 QJoin_\gamma + Q_1$:

Հանգույցներն, $\gamma > 2$ մակարդակի համար γ -րդ մակարդակում հանգույցների կապի հավանականությունը՝ $Q_\gamma = q_\gamma QJoin_\gamma + Q_{\gamma-1}$:

Լուծելով ստացված անդրադարձ առնչությունը՝ ստանում ենք.

$$Q_\gamma = \sum_{i=1}^{\gamma} q_i QJoin_i \tag{2.1}$$

Օգտագործելով (2.3)-ը՝ (2.5)-ը կձևափոխենք հետևյալ կերպ.

$$\begin{aligned} Q_{\gamma,i} &= \sum_{i=1}^{\gamma} q_i QJoin_i = \sum_{i=1}^{\gamma} b^{-i\mu} \frac{b^{\Gamma-i} C_b^2 b^{i-1} b^{i-1}}{C_N^2} = \sum_{i=1}^{\gamma} \frac{C_b^2}{C_N^2} b^{i-i\mu+\Gamma-2} = \\ &= \frac{C_b^2}{C_N^2} \sum_{i=1}^{\gamma} b^{\Gamma-2} b^{i-i\mu} = \frac{C_b^2}{C_N^2} b^{\Gamma-2} \sum_{i=1}^{\gamma} b^{i(1-\mu)} = \frac{C_b^2}{C_N^2} b^{\Gamma-2} \sum_{i=1}^{\gamma} (b^{(1-\mu)})^i = \\ &= \frac{(b-1)}{(N-1)b} \sum_{i=1}^{\gamma} (b^{(1-\mu)})^i: \end{aligned}$$

Պնդում 2.9-ն ապացուցված է:

Բ-րդ մակարդակի, այսինքն, ամբողջ $G_{b,\Gamma}$ ցանցի համար (2.12)-ը կընդունի հետևյալ տեսքը.

$$Q_\Gamma = \frac{(b-1)}{(N-1)b} \sum_{i=1}^{\Gamma} (b^{(1-\mu)})^i: \tag{2.1}$$

2.2. Ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցեր

Բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցի ընդհանրացված տարբերակը *ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանց* է, որի համար ամեն մակարդակում կլաստերների քանակը սահմանվում է ոչ թե ճշգրիտ b , ինչպես ռեգուլյարի դեպքում, այլ պատահականորեն ընտրված թիվ՝ 1-ից b միջակայքում [36]: Այսինքն՝ ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի համար b -ն որոշում է կլաստերների տրոհման առավելագույն քանակը, և ամեն կլաստերում ներդրված կլաստերների քանակը $\leq b$: Այնհայտ է, որ b և Γ թվերը չեն կարող միարժեք որոշել ո՛չ կլաստերների տրոհման ձևը, ո՛չ ցանցում հանգույցների քանակը այնպես, ինչպես ռեգուլյարի դեպքում:

Օգտագործելով 2.1. բաժնում տրված սահմանումները՝ կամայական $1 \leq \gamma \leq \Gamma$ մակարդակի համար կունենանք.

$$\bigcup_{i=1}^{n_\gamma} V(M_\gamma^{(i)}) = V(M_\Gamma^{(1)}) = \{x_1, \dots, x_N\}, N \leq b^\Gamma:$$

Նշանակենք $Count(\gamma, i)$ -ով, որտեղ $\gamma > 0$, $M_\gamma^{(i)}$ կլաստերում ներդրված կլաստերների քանակը՝ համարելով $Count(0, i) = 0$: γ -

որ մակարդակում կլաստերների տրոհումը կորոշվի հետևյալ բազմությունով.

$$\text{Branch}(\gamma) = \{\text{Count}(\gamma, i) | 1 \leq i \leq n_\gamma\},$$

որտեղ $\text{Branch}(0) = \emptyset$ և հետագայում չի դիտարկվի: Ակնհայտ է, որ $|\text{Branch}(\gamma - 1)| = \sum_{i=1}^{n_\gamma} \text{Count}(\gamma, i)$: Ամբողջ ցանցում կլաստերների տրոհումը կորոշվի հետևյալ բազմությունով. $\text{Branch} = \{\text{Branch}(\gamma) | 1 \leq \gamma \leq \Gamma\}$:

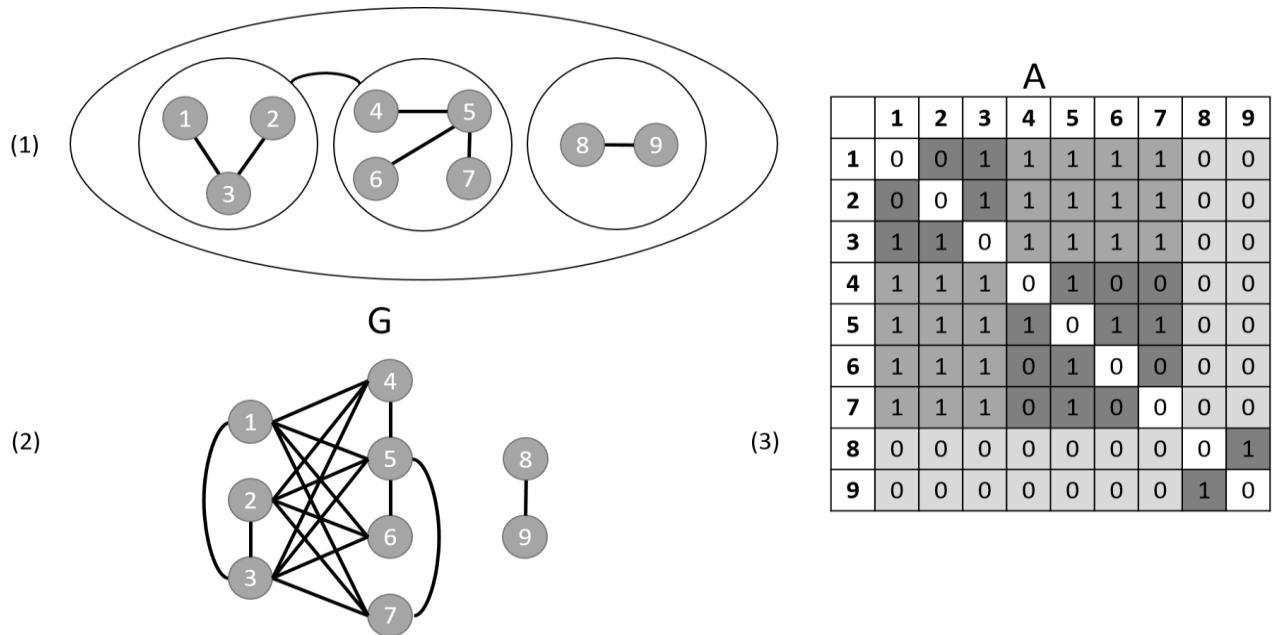
Տրված Branch տրոհման համար սահմանվում է ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դաս՝ $\mathfrak{R}_{\text{Branch}}$: Կամայական $G \in \mathfrak{R}_{\text{Branch}}$ ցանցն ունի կլաստերների տրոհման նույն կառուցվածքը և տարբերվում է դասի մյուս ցանցերից միայն հանգույցների միջև կապերի բաշխվածությամբ: Ընդ որում, կլաստերների կապակցման հավանականությունը այս դեպքում որոշվում է հետևյալ բանաձևով.

$$q_\gamma = k^{-\mu_\gamma}, k = |V(M_\gamma^{(i)})|: \quad (2.1)$$

Ակնհայտ է, որ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի $\mathfrak{R}_{b,\Gamma}$ դասը համընկնում է ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի $\mathfrak{R}_{\text{Branch}}$ դասի հետ, եթե յուրաքանչյուր i -ի և γ -ի համար, որտեղ $1 \leq i \leq n_\gamma, 1 \leq \gamma \leq \Gamma$, ճիշտ է $\text{Count}(\gamma, i) = b$ պնդումը: Այս դեպքում $N = b^\Gamma$:

Ոչ ռեգուլյար ցանցերի համար հանգույցներն սահմանվում են «բլոկորդ բլոկրիս» և «L-կապեր» կապակցման տեսակները: Նկար 2.11-ում ցույց է տրված ոչ ռեգուլյար

բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցի օրինակ «բլոկը բլոկին» կապակցման տեսակով:



Նկ. 2.11. $G \in \mathfrak{R}_{Branch}$ ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցը «բլոկը բլոկին» կապակցման տեսակով, որտեղ $Branch = \{\{3, 4, 2\}, \{3\}\}$:

2.2.1. Կապակցված ության ընդհանրացված ծառը

2.1.3. բաժնուժ սահմանված տվյալների կառույցը՝ կապակցված ության ծառը, կարելի է ընդլայնել՝ ոչ ռեգուլյար ցանցերի համար օգտագործելու նպատակով:

$G \in \mathfrak{R}_{Branch}$ ցանցի կապակցված ության ընդհանրացված T ծառի համար կարող ենք ձևակերպել հետևյալ լրացուցիչ պայմանները.

- Ամեն γ -րդ մակարդակում, որտեղ $0 \leq \gamma \leq \Gamma$, կա n_γ գագաթ՝ $t_\gamma^{(i)}, 1 \leq i \leq n_\gamma$: Յուրաքանչյուր $t_\gamma^{(i)}$ գագաթի որդիների քանակը $Count(\gamma, i)$ է, որտեղ $Count(0, i) = 0$: T ծառում

գագաթների ընդհանուր քանակը հավասար է G ցանցի կլաստերների քանակին:

2. $t_\gamma^{(i)}$ գագաթի համար կապակցված ության վեկտորն ունի $\frac{k(k-1)}{2}$

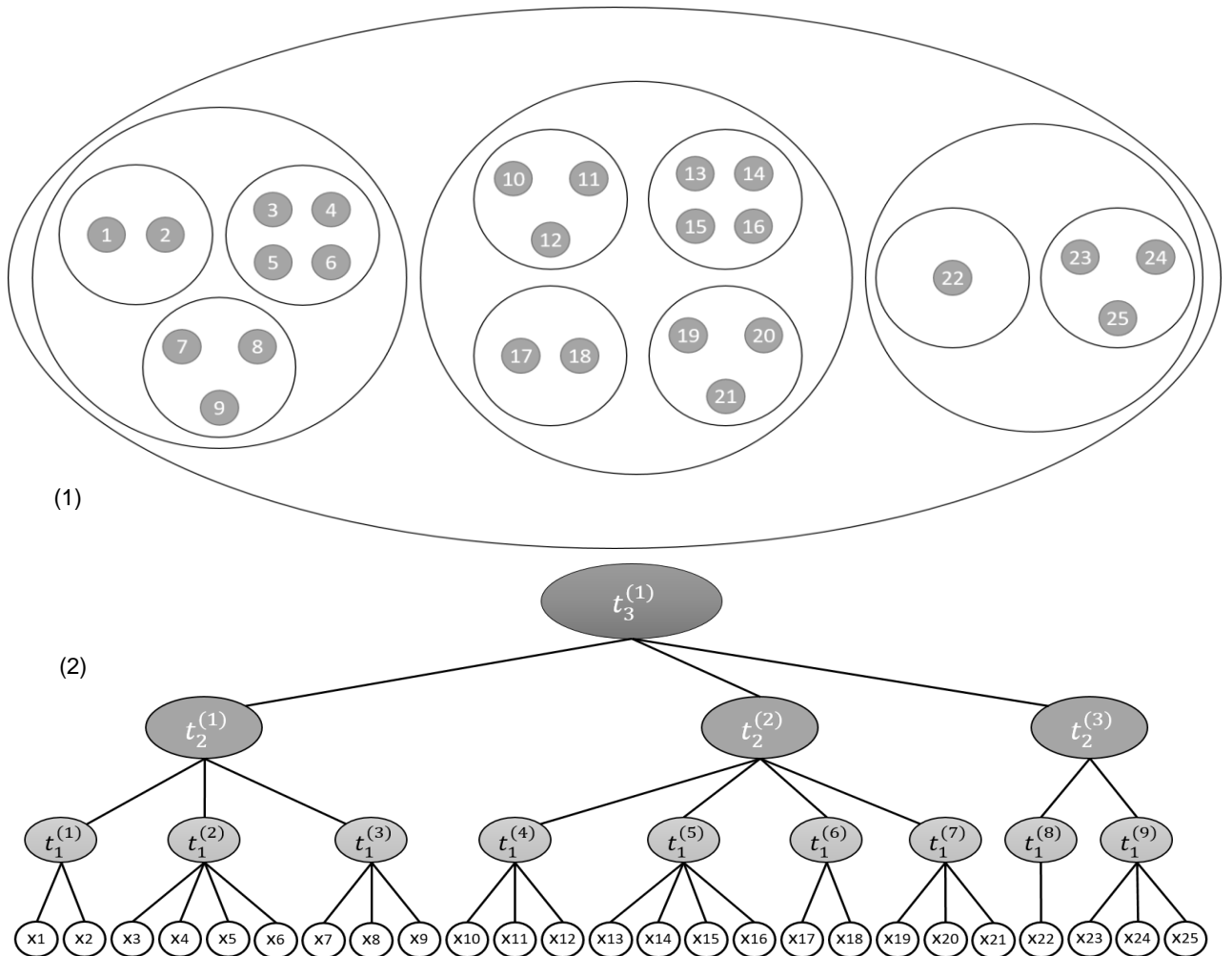
երկար ություն, որտեղ $k = \text{Count}(\gamma, i)$: $t_\gamma^{(i)}$ գագաթի կապակցված ության վեկտորը նշանակենք $\text{bitmap}(\gamma, i)$ -ով:

Ակնհայտ է, որ $G \in \mathfrak{R}_{\text{Branch}}$ ցանցի կապակցված ության ընդհանրացված T ծառը, հետևաբար նաև G ցանցը, միարժեքորեն որոշվում են Branch և Bitmap բազմություններով.

$$\text{Branch} = \{\text{Branch}(\gamma) | 1 \leq \gamma \leq \Gamma\}, \text{ որտեղ } \text{Branch}(\gamma) = \{\text{Count}(\gamma, i) | 1 \leq i \leq n_\gamma\}$$

$$\text{Bitmap} = \{\text{Bitmap}(\gamma) | 1 \leq \gamma \leq \Gamma\}, \text{ որտեղ } \text{Bitmap}(\gamma) = \{\text{bitmap}(\gamma, i) | 1 \leq i \leq n_\gamma\}$$

Նկար 2.12-ում կարելի է տեսնել G ցանցի կլաստերները



Նկ. 2.12. (1) $G \in \mathcal{R}_{Branch}$ ոչ ռեգուլյար պատահական ցանցի կլաստերները, (2)

T կապակցված ծառի և համապատասխան T կապակցված ծառը (նկար 2.12-1) և համապատասխան T կապակցված ծառը (նկար 2.12-2):

Այն հայտ է, որ *Branch* բազմությունը կառուցելու համար անհրաժեշտ է ունենալ ճյուղավորման ինդեքսը՝ b -ն, և ցանցի հանգույցների քանակը՝ N -ը, կամ հիերարխիայի մակարդակների քանակը՝ r -ն: Հենվելով այս փաստի վրա՝ կարելի է սահմանել *Non Regular Block-Hierarchical (NRBH)* մոդելը՝ նկարագրելով դրա կառուցման պարամետրերը, սկզբնական վիճակը և գեներացման քայլը:

Non Regular Block-Hierarchical (NRBH) մոդելի կառուցման պարամետրերն են՝ b և N բնական թվերը, μ իրական թիվը և կլաստերների կապակցման տիպը՝ «բոլորը բոլորին» կամ «L-կապեր»: Սկզբնական վիճակում ցանցը դատարկ է: Գեներացման քայլը *Branch* և *Bitmap* բազմությունների կառուցումն է՝ հաշվի առնելով կլաստերների կապակցման տեսակը:

Ստորև բերվում են *Branch*-ի և *Bitmap*-ի գեներացման ալգորիթմները՝ համապատասխանաբար ալգորիթմ 2.1 և ալգորիթմ 2.2: Գեներացումը կատարվում է մակարդակներով ներքևից վերև՝ տերմիններից դեպի արմատ: Մակարդակների Γ քանակը որոշվում է ալգորիթմի աշխատանքի ընթացքում. $\lceil N/b \rceil \leq \Gamma$:

Մուտք: $\mu, \Gamma, Branch$

Ելք: *Bitmap*

- 1: *Bitmap* := $\emptyset, \gamma := 0$
- 2: Եթե $\gamma = \Gamma$, ապա ավարտել
- 3: $i := 1, \gamma := \gamma + 1$
- 4: Որոշել $k := |V(M_\gamma^{(i)})| - M_\gamma^{(i)}$ կլաստերում հանգույցների քանակը
- 5: Գեներացնել *bitmap*(γ, i) բիթային հաջորդականությունը՝ $l * (l - 1) / 2$ երկարությամբ, որտեղ $l = Count(\gamma, i)$: Գեներացման ժամանակ օգտագործել (2.15) բանաձևով որոշվող կապակցման հավանականությունը:

Ալգորիթմ 2.2. Bitmap-ի գեներացման ալգորիթմ

Մուկտր: N, b

Ելք: $\Gamma, Branch$

1: $Branch := \emptyset, n := N, \gamma := 0$

2: Եթե $n = 1$, ապա $\Gamma := \gamma$ և ավարտել

3: $\gamma := \gamma + 1$

4: $i := 1$

5: Գեներացնել պատահական ամբողջ թիվ l ՝ 1-ից b

6: Եթե $l > n$. ապա $l := n$

Ալ գործիքով 2.1. Branch-ի գեներացման ալ գործիքով՝ տրված b -ի և N -ի համար

2.2.2. Հիմնական տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ընդհանրացված ալ գործիքները

Ինչպես ռեգուլյար դեպքում, այնպես էլ ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դեպքում մշակվել են մի շարք տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ալ գործիքներ, որոնք օգտագործում են կապակցվածության ընդհանրացված ծառը [36]:

Մշակվել են ցանցում հանգույցի աստիճանի, երկու հանգույցի միջև հեռավորության, ցանցում կապերի քանակի, 3 երկարությամբ ցիկլերի, 4 երկարությամբ ցիկլերի, 3 երկարությամբ x հանգույցը պարունակող ցիկլերի հաշվարկի ալ գործիքները:

Աղյուսակ 2.2-ում բերված են թվարկված ալգորիթմների բարդության գնահատականները [36]:

Աղյուսակ 2.2

Ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ և դասական ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկների ալգորիթմների բարդության գնահատականներ

Ալգորիթմ	Ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանց	Դասական ստատիստիկական ցանց
Հանգույցի աստիճան	$O(N)$	$O(N)$
Երկու հանգույցի միջև հեռավորություն	$O(N)$	$O(N^2 \log N)$
Ցանցում կապերի քանակ	$O(N)$	$O(N^2)$
3 երկարությամբ ցիկլերի քանակ	$O(N)$	$O(N^3)$
4 երկարությամբ ցիկլերի քանակ	$O(N)$	$O(N^4)$
x հանգույց անցնող 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակ	$O(N)$	$O(N^2)$

Եզրակացություն 2-րդ գլխի վերաբերյալ

1. Իրական ցանցերի ուսումնասիրությունը ցույց է տվել, որ դրանցից շատերը ունեն յուրահատուկ կառուցվածք,

որտեղ նկատվում է հանգույցների բազմության տրոհում ենթախմբերի՝ բլոկների կամ կլաստերների, իսկ հանգույցների միջև կապերը բաշխվում են ոչ թե հավասարաչափ ամբողջ ցանցում, այլ հիերարխիկ ձևով՝ փոխելով կապի առաջացման հավանականությունը հիերարխիայի մակարդակից մակարդակ անցման ընթացքում: Այս հիմքի վրա սահմանվել է պատահական ցանցերի դաս, որը ստացավ բլոկ-հիերարխիկ անվանումը:

2. Տրված b և Γ թվերի համար որոշվում է ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դաս՝ $\mathfrak{R}_{b,\Gamma}$: Այդ դասին պատկանող ցանցում՝ $G_{b,\Gamma} \in \mathfrak{R}_{b,\Gamma}$, հանգույցների քանակը հավասար է b^Γ , իսկ ցանցը կառուցվում է ըստ մակարդակների: Յուրաքանչյուր հաջորդ γ մակարդակում, որտեղ $0 \leq \gamma \leq \Gamma$, ձևավորվում են նոր կլաստերներ (ենթացանցեր)՝ նախորդ մակարդակում արդեն կառուցված կլաստերների միավորման և դրանցից որոշների կապակցման միջոցով: Ընդ որում, կլաստերների կապակցման հավանականությունը որոշվում է $q_\gamma = b^{-\mu_\gamma}$ բանաձևով:

3. Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դասի համար սահմանվում է RBH մոդելը, որի կառուցման պարամետրերն են b և Γ բնական թվերը, μ իրական թիվը և կլաստերների կապակցման տեսակը՝ «բոլորը բոլորին» կամ « L -կապեր»:

4. Առաջարկվել է նոր տվյալների կառույց՝ կապակցվածության ծառ, որի միջոցով ներկայացվել են ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերը, առաջարկվել են տարլոգիական բնութագրիչների

հաշվարկի նոր էֆեկտիվ ալգորիթմներ: Տրվել են այդ ալգորիթմների ճշտության ապացույցները և բարդության գնահատականները:

5. Դուրս է բերվել «բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակ ունեցող ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցի երկու հանգույցի միջև կապի հավանականության հաշվարկի բանաձև:
6. Սահմանվել է ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դասը, *NRBH* մոդելը, կապակցվածության ընդհանրացված ծառը: Տրվել են նաև ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ալգորիթմների բարդության գնահատականները:

ԳԼՈՒԽ 3. XRANDNET ԱՎՏՈՄԱՏԱՑՄԱՆ ՀԱՄԱԿԱՐԳԻ ՄՇԱԿՈՒՄԸ

Երրորդ գլուխը լիովին նվիրվել է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի նկարագրությանը: 3.1. բաժնում ներկայացվել են հիմնական տեխնիկական և ֆունկցիոնալ պահանջները համակարգի նկատմամբ, 3.2. բաժնում նկարագրվել է համակարգի ամբողջական ֆունկցիոնալ ուղղունը՝ պատահական ցանցերի թույլատրված մոդելները (3.2.1. բաժին),

հետազոտությունների թույլատրված տիպերը (3.2.2. բաժին), ստացված արդյունքների պահպանումը (3.2.3. բաժին), *xRandNet*-ի լրացուցիչ հնարավորություններն ու գործիքները (3.2.4. բաժին) և *xRandNetStat* (*Extended Random Networks Statistics*) ենթահամակարգը՝ նախատեսված ստացված արդյունքների ստատիստիկ վերլուծության համար (3.2.5. բաժին): 3.3. բաժնում ներկայացվել է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի ճարտարապետությունը և վերջինիս առանձնահատկությունները: 3.3.1. -ում ներկայացվել է համակարգի ճարտարապետության բազմամակարդակ կառուցվածքը, 3.3.2. բաժնում՝ միջուկի մակարդակի հիմնական բաղադրիչները, դրանց փոխազդեցությունը և \$ուկցիոնալությունը, իսկ 3.3.3. բաժնում ներկայացվել է համակարգի կատարման հոսքը: 3.4. բաժինը նվիրվել է կապակցվածության ծառի իրականացման մանրամասներին (դետալներին): 3.5. բաժնում կատարվել է 1.5. բաժնում ներկայացված ծրագրային համակարգերի համեմատությունը *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի հետ: Համեմատում են ինչպես համակարգերի \$ուկցիոնալությունը, այնպես էլ էֆեկտիվությունը և ընդլայնելիությունը:

3.1. Համակարգի առջև դրված պահանջները

Թվարկենք *xRandNet* համակարգի առջև դրված տեխնիկական պահանջները.

1. *Հիշողության էֆեկտիվ օգտագործում*: Այս պահանջն առաջանում է 10^6 -ի կարգի հանգույցներ ունեցող ցանցերի՝ 1000 օրինակից բաղկացած հավաքածուների ուսումնասիրության անհնաժեշտությունից:

2. Պատահական ցանցի տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի էֆեկտիվությունը: Ինչպես արդեն նշվել է, պատահական ցանցերի ուսումնասիրությունը ենթադրում է գեներացված ցանցերի հավաքածուի յուրաքանչյուր օրինակի համար տոպոլոգիական բնութագրիչների լայն հավաքածուի արժեքներ հաշվարկելու հնարավորություն: Դասական ալգորիթմների բարդությունների գնահատականները, որպես կանոն, տատանվում են $O(N)$ -ից մինչև $O(N^k)$, որտեղ k -ն կախված է ալգորիթմից, ինչը նշանակալի կերպով դժվարացնում է մեծ ցանցերի հետազոտման գործը:

Նշված հիմնախնդիրները *xRandNet* համակարգում լուծված են *RBH* և *NRBH* մոդելների համար՝ կապակցվածության ծառի (բաժին 2.1.3. և 2.2.1.) իրականացման և նոր ալգորիթմների մշակման եղանակով, որոնց բարդությունները չեն գերազանցում $O(N)$ -ը (բաժին 2.1.4. և 2.2.2.) [32-34, 40-42]:

Բացի ձևակերպված տեխնիկական պահանջներից, համակարգի առջև դրված և լուծված են նաև ֆունկցիոնալ պահանջներ.

1. *Ընդլայնել իրությունը: xRandNet* համակարգում նվազագույն ջանքերով կարելի է ավելացնել ինչպես հիմնովին այլ հետազոտության տեսակներ, այնպես էլ պատահական ցանցերի այլ մոդելներ, իրականացնել սլյալների պահպանման նոր ձևեր և այլն:
2. *Համագործակցություն հնարավորությունը: xRandNet* համակարգում հաշվի են առնված ոլորտում օգտագործվող տարածված ծրագրային միջոցների մուտք/ելքերի ֆորմատները՝ սլյալների փոխանակման հնարավորություն ունենալու նպատակով: Այդպիսի համակարգերից են, օրինակ՝ *Origin Pro*, *Tulip* և այլն:

3.2. *xRandNet* համակարգի ֆուկցիոնալ ությունը

3.2.1. Պատահական ցանցերի հավաքածուի գեներացումը

Պատահական ցանցերի հավաքածուը որոշվում է պատահական ցանցերի առանձին օրինակների կառուցման պարամետրերի ֆիքսված արժեքներով: Հավաքածուի բոլոր օրինակները իրարից ոչ մի կախվածություներ չունեն: *xRandNet* համակարգը հնարավորություն է տալիս գեներացնել պատահական ցանցերի օրինակների հավաքածուեր, ինչպես դասական մոդելների՝ *Erdős-Rényi*, *Watts-Strogatz*, *Barabási-Albert*, այնպես էլ բլոկ-հիերարխիկ մոդելների՝ *RBH*, *NRBH*: Նկարագրենք ցանցերի օրինակների հավաքածուի գեներացման գործընթացը *xRandNet* համակարգի շրջանակներում [40]: Աղյուսակ 3.1-ում կարելի է տեսնել յուրաքանչյուր մոդելի կառուցման պարամետրերը և դրանց համառոտ նկարագրությունը:

Erdős-Rényi մոդելի ցանցի օրինակը որոշվում է N հանգույցների քանակով և կապի գոյության p հավանականությամբ: Ցանցերը, որոնք կառուցվել են միևնույն N, p կառուցման պարամետրերի արժեքներով, կազմում են ցանցերի հավաքածու:

Watts-Strogatz մոդելի ցանցի օրինակը որոշվում է N հանգույցների քանակով, K կապերի քանակով, որտեղ K -ն գույգ բնական թիվ է, և կապերի ռանդոմիզացման p հավանականությամբ: Ինչպես արդեն նկարագրվել է 1.3.2 բաժնում, գեներացումը սկսվում է շրջանաձև դասավորված N հանգույցներից, որոնցից յուրաքանչյուրը կապված է իր $NK/2$

հարևանների հետ՝ $K/2$ ամեն կողմից: Ժամանակի ամեն պահի կապերը ռանդոմիզացվում են p հավանականությամբ այնպես, որ վերակապվելու արդյունքում չառաջանան ինքն իր հետ կապեր (*self link*) և կրկնակի կապեր (*link duplication*): Հավաքածուի ամեն օրինակի գեներացումը սկսվում է նույն ցանցից, որը միարժեքորեն որոշվում է N և K պարամետրերով: Ամեն օրինակի համար կատարվում է ռանդոմիզացման s քայլ p հավանականությամբ: Ցանցերը, որոնք կառուցվել են միևնույն N, K, s, p կառուցման պարամետրերի արժեքներով, կազմում են ցանցերի հավաքածու:

Barabási-Albert մոդելի ցանցի օրինակը գեներացումը սկսվում է միևնույն պատահական ցանցից՝ m_0 հանգույցներով և կապակցման p հավանականությամբ: Յուրաքանչյուր օրինակի համար կատարվում է s քայլ: Ամեն քայլում ցանցին ավելացվում է նոր հանգույց, որը կապվում է m կապերով արդեն գոյություն ունեցող հանգույցների հետ: Նոր հանգույցի՝ i -րդ հանգույցի հետ կապվելու հավանականությունը՝ p_i -ն, կախված է վերջինիս k_i աստիճանից հետևյալ կերպ $p_i = k_i / \sum_j k_j$, որտեղ գումարումը կատարվում է ցանցի բոլոր հանգույցների աստիճանների հետ: Արդյունքում հավաքածուի բոլոր օրինակները ունենում են նույն քանակի հանգույցներ՝ $N = m_0 + s$: Ցանցերը, որոնք կառուցվել են միևնույն m_0, p, m, s կառուցման պարամետրերի արժեքներով, կազմում են ցանցերի հավաքածու:

RBH մոդելի ցանցի օրինակը որոշվում է b ճյուղավորման ինդեքսով, Γ հիերարխիայի մակարդակների քանակով, μ խտության պարամետրով և կապակցման տեսակով՝ «բոլորը բոլորին» կամ «L-կապեր», ընդ որում, վերջինիս դեպքում տրվում է նաև L -ի արժեքը: Այս մոդելի համար հանգույցների քանակն է $N = b^\Gamma$, իսկ կապակցման հավանականությունը որոշվում է $q_\gamma = b^{-\mu\gamma}$ բանաձևով, որտեղ γ -ն այն կլաստերի մակարդակի համարն է, որի համար ձևավորվում են կապերը: Ցանցերը, որոնք կառուցվել են միևնույն b, Γ, μ , գուցե նաև L , կառուցման պարամետրերի արժեքներով, կազմում են ցանցերի հավաքածու:

NRBH մոդելի ցանցի օրինակը որոշվում է b ճյուղավորման ինդեքսով, N հանգույցների քանակով, μ խտության պարամետրով և կապակցման տեսակով՝ «բոլորը բոլորին» կամ «L-կապեր», ընդ որում վերջինիս դեպքում տրվում է նաև L -ի արժեքը: Այս մոդելի համար կապակցման հավանականությունը որոշվում է $q_\gamma = k^{-\mu\gamma}$ բանաձևով, որտեղ γ -ն այն կլաստերի մակարդակի համարն է, որի համար ձևավորվում են կապերը, իսկ k -ն այդ կլաստերում հանգույցների քանակն է: Ցանցերը, որոնք կառուցվել են միևնույն b, N, μ , գուցե նաև L , կառուցման պարամետրերով, կազմում են ցանցերի հավաքածու:

Աղյուսակ 3.1
 Erdős-Rényi,
 Watts-Strogatz,
 Barabási-Albert, RBH
 և NRBH մոդելների կառուցման պարամետրերը, դրանց անվանումները, թույլատրելի արժեքները և կարճ նկարագրումները

Մոդել	Պարամետր	Թույլատրելի արժեքներ	Նկարագրություն
Erdős-Rényi	N	$1 \leq N$	Հանգույցների քանակ
	p	$0 \leq p \leq 1$	Կապակցման հավանականություն
Watts-Strogatz	N	$1 \leq N$	Հանգույցների քանակ
	K	$1 \leq K \leq N$	Յուրաքանչյուր հանգույցի հարևանների քանակ
	p	$0 \leq p \leq 1$	Ռանդոմիզացման հավանականություն
	s	$0 \leq s$	Ռանդոմիզացման քայլերի քանակ
	m_0	$1 \leq m_0$	Սկզբնական հանգույցների քանակ
Barabási-Albert	m	$1 \leq m \leq m_0$	Յուրաքանչյուր քայլում ավելացվող կապերի քանակ
	p	$0 \leq p \leq 1$	Կապակցման հավանականություն սկզբնական ցանցում
	s	$0 \leq s$	Քայլերի քանակ
	b	$1 \leq b$	Ճյուղավորման ինդեքս
RBH	Γ	$1 \leq \Gamma$	Հիերարխիայի մակարդակ
	μ	$0 \leq \mu$	Խտություն
	L	$L \leq b$	Կապերի քանակ «L-կապեր» կապակցման դեպքում
NRBH	b	$1 \leq b$	Ճյուղավորման ինդեքս
	N	$1 \leq N$	Հանգույցների քանակ
	μ	$0 \leq \mu$	Խտություն
	L	$L \leq b$	Կապերի քանակ «L-կապեր» կապակցման դեպքում

3.2.2. Հետազոտության տեսակները

xRandNet համակարգը ավտոմատացնում է 1.4. բաժնում նկարագրված պատահական ցանցերի հետազոտության տեսակները: Համակարգը թույլ է տալիս կատարել հետևյալ հետազոտության տեսակները.

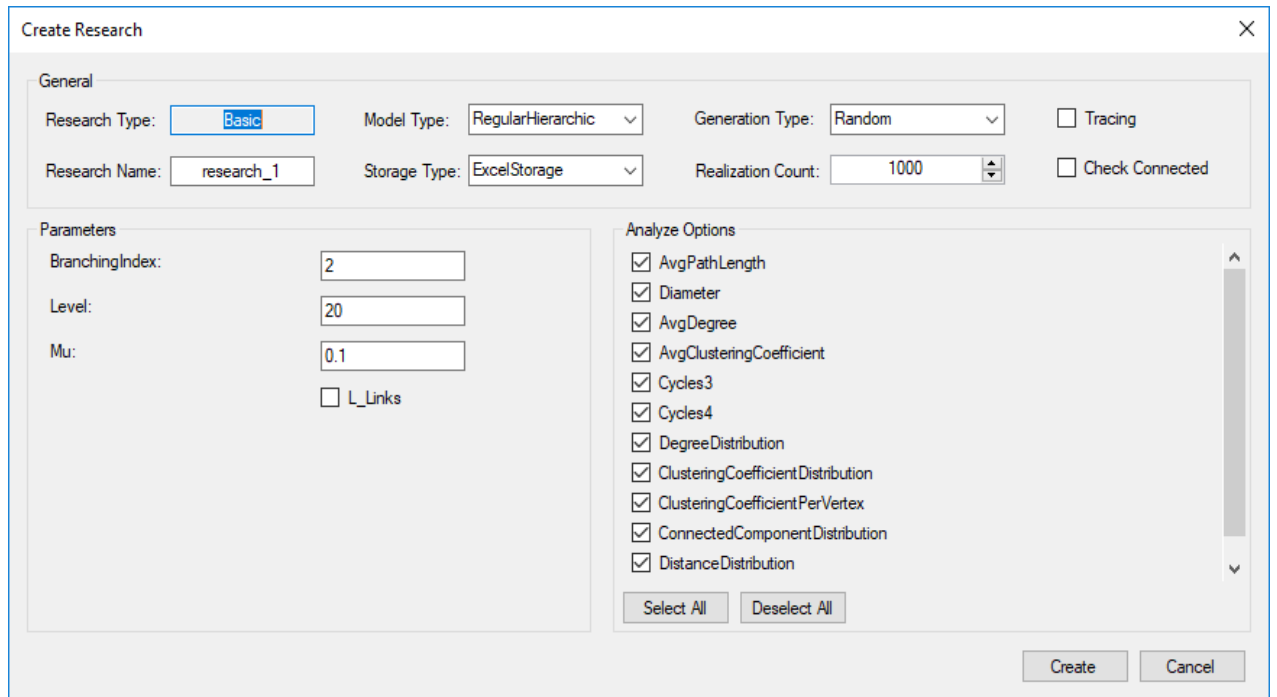
- բազային կամ հենքային հետազոտություն (*Basic Research*),
- էվոլյուցիոն կամ զարգացման հետազոտություն (*Evolution Research*),
- շեմային մեծության հետազոտություն (*Threshold Research*),
- ակտիվության տարածման հետազոտություն (*Activation Research*),
- կառուցվածքային հետազոտություն (*Structural Research*),

որոնցից յուրաքանչյուրն ունի իր մուտքային պարամետրերի հավաքածուն և ելքային տվյալները: Ստեղծել հետազոտություն կարելի է “*Create Research*” պատուհանի միջոցով (նկար 3.1): Նկարագրենք հետազոտության յուրաքանչյուր տեսակը, դրա մուտքային պարամետրերը և ելքային տվյալները, որոնք բերված են աղյուսակ 3.2-ում:

Basic Research: Բազային կամ հենքային հետազոտության տակ հասկանում ենք կոնկրետ մոդելի պատահական ցանցերի հավաքածուի գեներացում և ընտրված տարվոգիական բնութագրիչների արժեքների հաշվարկ: Դրանք կարող են լինել ինչպես գլոբալ բնութագրիչներ, օրինակ, միջին ճանապարհային երկարությունը, տրամագիծը, միջին աստիճանը և այլն, այնպես էլ բաշխումներ՝ աստիճանների, կլաստերացման տեղային գործակիցների և այլն (1.2. բաժին): Հետազոտության այս տիպի *մուտքային պարամետրերն* ընտրված մոդելի կառուցման պարամետրերն են: *Ելքային տվյալներն* են միջինացված արժեքները գլոբալ բնութագրիչների դեպքում,

միջինացված արժեքների գույգերի բազմութունը՝
բաշխումների դեպում:

Evolution Research: *xRandNet* համակարգում իրականացված է պատահական ցանցի զարգացման գործընթաց, որի ժամանակ աճեցվում է 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակը երկու հնարավոր ռեժիմներում՝ հանգույցների աստիճանները պահպանելով նույնը կամ փոփոխելով: Յետազոտության այս



Լկ. 3.1. *xRandNet* համակարգի “Create Research” պատուհանը հետազոտության ն ստեղծելու համար: “General” մասում տրվում է հետազոտության անվանումը, ընտրվում է մոդելը, տվյալերի պահպանման տեսակը (3.2.3. բաժին), գեներացիայի տեսակը (3.2.4. բաժին): “Parameters” մասում տրվում են ընտրված մոդելի կառուցման պարամետրերը (աղյուսակ 3.1) և ստեղծվող հետազոտության մուտքային պարամետրերը (աղյուսակ 3.2): “Analyze Options” մասում ընտրվում են այն տարրագիական տիպի մուտքային պարամետրեր են ընտրված մոդելի կառուցման պարամետրերը, հավանականային v պարամետրը, որի օգնությամբ որոշվում է զարգացման յուրաքանչյուր քայլի ընդունումը կամ մերժումը, d դրոշակը, որը որոշում է՝ արդյոք պե՞տք է պահպանել հանգույցների աստիճանները, թե՞ ոչ, և զարգացման քայլերի s քանակը: Ելքային տվյալը եռանկյունների քանակի փոփոխության հետագիծն է ժամանակի ընթացքում:

Threshold Research: *xRandNet* համակարգում հավանականային պարամետրի սահմանային արժեքները հայտնաբերելու նպատակով իրականացված է շեմային արժեքի հետազոտությունը: Այս հետազոտության ընթացքում ցանցերի հավաքածուներ են գեներացվում՝ հավանականային պարամետրի փոփոխությամբ տրված միջակայքում և տրված փոփոխման քայլով, և ամեն այդպիսի հավաքածուի համար հաշվարկվում են ընտրված տոպոլոգիական բնութագրիչները: Այս հետազոտության համար *մուտքային պարամետրեր են* ընտրված մոդելի կառուցման պարամետրերը, բացի հավանականայինից, վերջինիս արժեքի որոշակի միջակայք՝ *Min, Max*, և

Աղյուսակ 3.2
Basic, Evolution, Threshold, Activation և *Structural* հետազոտությունների մոտեցումները, կարծնկարազրույցը և ելքային տվյալները

Հետազոտության տիպ	Մուտքային պարամետր	Թույլատրելի արժեքներ	Նկարագրություն	Ելքային տվյալներ
<i>Basic</i>	-	-	-	Միջինացված արժեքներով ֆայլ
	ν	$0 \leq \nu$	Չարժացման քայլի ընդունման հավանականություն	Միջինացված հետազոտվ ֆայլ
	s	$0 \leq s$	Չարժացման քայլերի քանակ	
<i>Evolution</i>	d	<i>true/false</i>	Հանգույցների աստիճանների պահպանում	Միջինացված արժեքներով ֆայլ հավանականային պարամետրի ամեն արժեքի համար
	<i>Min</i>	$0 \leq Min \leq Max$	Հավանականային պարամետրի նվազագույն արժեք	
	<i>Max</i>	$Min \leq Max \leq 1$	Հավանականային պարամետրի առավելագույն արժեք	
<i>Threshold</i>	Δ	$0 \leq \Delta \leq Max - Min$	Հավանականային պարամետրի փոփոխության քայլ	Միջինացված հետազոտվ ֆայլ
	μ	$0 \leq \mu$	Պատիվացման արագություն	
	λ	$0 \leq \lambda$	Ակտիվացման արագություն	
<i>Activation</i>	s	$0 \leq s$	Ակտիվության տարածման քայլերի քանակ	Միջինացված հետազոտվ ֆայլ
	p	$0 \leq p \leq 1$	Հանգույցի ակտիվության սկզբնական հավանականություն	
<i>Structural</i>	-	-	-	Միջինացված արժեքներով ֆայլեր

փոփոխման քայլ՝ Δ : *Ել քայլին տվյալներն են յուրաքանչյուր հավաքածուի համար կատարված հաշվարկների միջինացված արդյունքները:*

Activation Research: Պատահական ցանցում ակտիվության տարածման գործընթացը մոդելավորելու նպատակով *xRandNet*-ում իրականացվել է ակտիվության տարածման մի քանի ալգորիթմ (Յավելված 1): Այս հետազոտության *մուտքային պարամետրերն են* ընտրված մոդելի կառուցման պարամետրերը, պասիվացման արագությունը՝ ν , ակտիվացման արագությունը՝ λ , սկզբնական վիճակում հանգույցի ակտիվության p հավանականությունը և քայլերի s քանակը: *Ել քայլին տվյալը* ակտիվ հանգույցների քանակի փոփոխության հետագիծն է ժամանակի ընթացքում:

Structural Research: *xRandNet* համակարգում իրականացված կառուցվածքային հետազոտության տեսակը հայտնաբերում է տրված պատահական ցանցում համայնքները Ջիրվան-Նյումանի ալգորիթմով [86, 87] (Յավելված 1), առանձնացնում է դրանք ցանցից՝ դրա հետ կապող փոքրաքանակ կապերը հեռացնելու միջոցով, և ստացված ենթացանցերից յուրաքանչյուրը ենթարկում է հենքային հետազոտության, որպես առանձին և ինքնուրույն օբյեկտ: Այս հետազոտության *մուտքային պարամետրերն են* ընտրված մոդելի կառուցման պարամետրերը: *Ել քայլին տվյալներն են՝* առանձնացված ամեն համայնքի համար կատարված հաշվարկների միջինացված արդյունքները և համայնքի մեջ մտնող հանգույցների ցուցակ պարունակող ֆայլերը:

3.2.3. Ստացված արդյունքների պահպանումը

Բոլոր հետազոտությունների հաշվարկային արդյունքները պահպանվում են տվյալների պահպանման ընտրված տեսակով՝ XML ֆայլեր, MS Excel ֆայլեր, տեքստային ֆայլերի կատալոգ և MS SQL աղյուսակներ: Տվյալների պահպանման տեսակն ընտրվում է հետազոտությունը ստեղծելիս (նկար 3.1, “Storage Type”): Դրանք բոլորն ունեն խիստ որոշակի կառուցվածք, որում պահպանվում է հետևյալ ինֆորմացիան.

1. *Ընդհանուր տեղեկությունն հետազոտության մասին* – հետազոտության անվանում, միարժեք որոշող իդենտիֆիկատոր, հավաքածուի մեջ օրինակների քանակ:
2. *Կատարված հետազոտության պարամետրեր* – ընտրված մոդելի կառուցման պարամետրերը (աղյուսակ 3.1) և դրանց արժեքները, ընտրված հետազոտության մուտքային պարամետրերը (աղյուսակ 3.2) և դրանց արժեքները:
3. *Գեներացված ցանցերի հանգույցների քանակը և կողերի միջին քանակը* հավաքածուում:
4. *Յետզոտվող գլոբալ բնութագրիչների ցուցակը և հաշվարկված արժեքները՝* միջինացված ըստ հավաքածուում օրինակների քանակի:
5. *Յետազոտվող բաշխումների ցուցակը և հաշվարկված արժեքները՝* միջինացված ըստ հավաքածուում օրինակների քանակի:

XML ֆայլերի դեպքում յուրաքանչյուր հետազոտությանը համապատասխանում է միակ “.xml” ֆայլ, որը պարունակում է վերնում նկարագրված ինֆորմացիան (Յավելված 2):

MS Excel ֆայլերի դեպքում յուրաքանչյուր հետազոտությանը համապատասխանում է միակ “.xlsx” ֆայլ՝

առանձին աղյուսակով ամեն մի հետազոտվող բնութագրիչի համար (Յավելված 2):

Տեքստային \$այլերի կառավարում դեպքում յուրաքանչյուր հետազոտությանը համապատասխանում է կառավար, որը պարունակում է *“.txt”* \$այլ ամեն մի հետազոտվող բնութագրիչի համար (Յավելված 2):

MS SQL աղյուսակների դեպքում յուրաքանչյուր հետազոտության համար տվյալների բազայում ավելացվում է ինֆորմացիա՝ համապատասխան աղյուսակներում (Յավելված 2):

\$այլերի կառուցվածքներն ընտրված են այնպես, որ համատեղելի լինեն վերլուծական հայտնի գործիքների հետ, ինչպիսիք են *Origin Pro*-ն, *gnuplot*-ը և այլն:

3.2.4. *xRandNet* համակարգի լրացուցիչ հնարավորությունները

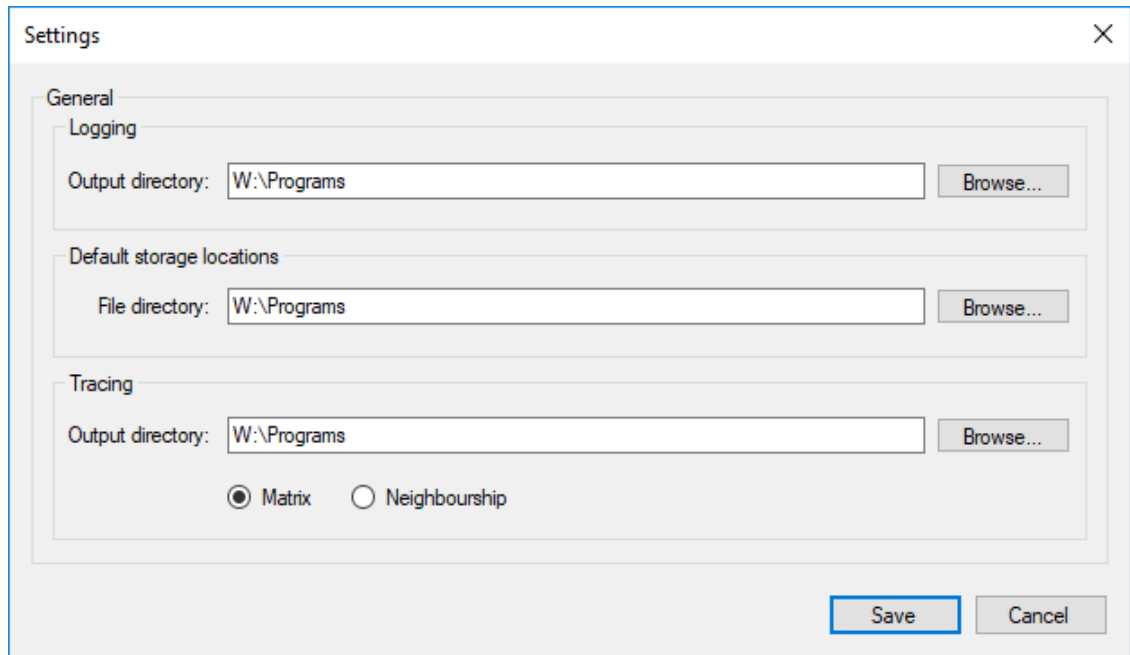
Բացի հիմնական ֆունկցիոնալությունից, *xRandNet* համակարգում իրականացված են մի շարք լրացուցիչ հնարավորություններ, որոնք թույլ են տալիս հետազոտության ընթացքը դարձնել ավելի լիարժեք և էֆեկտիվ:

Լոգ-\$այլեր: Համակարգի աշխատանքի յուրաքանչյուր սեսիս ստեղծում է լոգ-\$այլ, որում գրանցվում է ինֆորմացիա հետազոտման ամեն քայլի մասին՝ հավաքածուի գեներացման, տարվողիական բնութագրիչներից յուրաքանչյուրի հաշվարկի սկզբի և ավարտի, արդյունքների պահպանման և այլն: Նույն այս \$այլում գրանցվում է նաև տեղեկատվություն աշխատանքի ընթացքում առաջացած բացառիկ իրավիճակների և սխալների մասին (Յավելված 2):

Ցանցի գրանցում \$այլի տեսքով: Պատահական ցանցերի հետազոտման ընթացքում հաճախ ուսումնասիրվող ցանցը \$այլի տեսքով ունենալու կարիք է առաջանում: *xRandNet*-ը ունի հնարավորություն գեներացման յուրաքանչյուր քայլից հետո գրանցելու ցանցը \$այլում՝ հարևանության մատրիցի կամ կապերի ցուցակի տեսքով: Ցանցերում դինամիկ գործընթացների ուսումնասիրության ժամանակ, օրինակ՝ *Evolution* կամ *Activation Research*, երբ փոփոխվում է հենց ցանցը կամ դրա հանգույցների հատկանիշները, հնարավորություն է տրվում գրանցելու ցանցը \$այլի տեսքով հետազոտության կամայական քայլում: Ընդ որում, *Activation Research*-ի շրջանակներում, բացի ցանցը պարունակող \$այլից, կստեղծվի նաև *“.actives”* ընդլայնումով \$այլ, որը կպարունակի ինֆորմացիա ցանցի հանգույցների ակտիվության մասին: Ցանցերի գրանցումը \$այլի տեսքով տալիս է հետևյալ հնարավորությունները.

- Ուսումնասիրել այն ցանցի տոպոլոգիական բնութագրիչները, որը ստացվել է որևէ դինամիկ գործընթացի կատարման կրիտիկական կամ որոշիչ քայլում:
- Կանգնեցնել հետազոտությունը որևէ քայլում և շարունակել հետագայում, եթե դրա կարիքը կլինի:

Լոգ-Ֆայլերի, ցանցեր պարունակող Ֆայլերի, ինչպես նաև հետազոտությունների արդյունքների տեղադրությունը



Նկ. 3.2. xRandNet համակարգի կոնֆիգուրացիայի “Settings” պատուհանը: Մասնավորապես, “Logging” մասում տրվում է Լոգ-Ֆայլերի տեղադրությունը, “Default storage locations” մասում տրվում է հետազոտությունների արդյունքների տեղադրությունը, իսկ “Tracing” մասում՝ ցանցերի գրանցման Ֆայլերինը, և ընտրվում է գանգի կոնֆիգուրացվում է “Settings” պատուհանում (նկար 3.2):

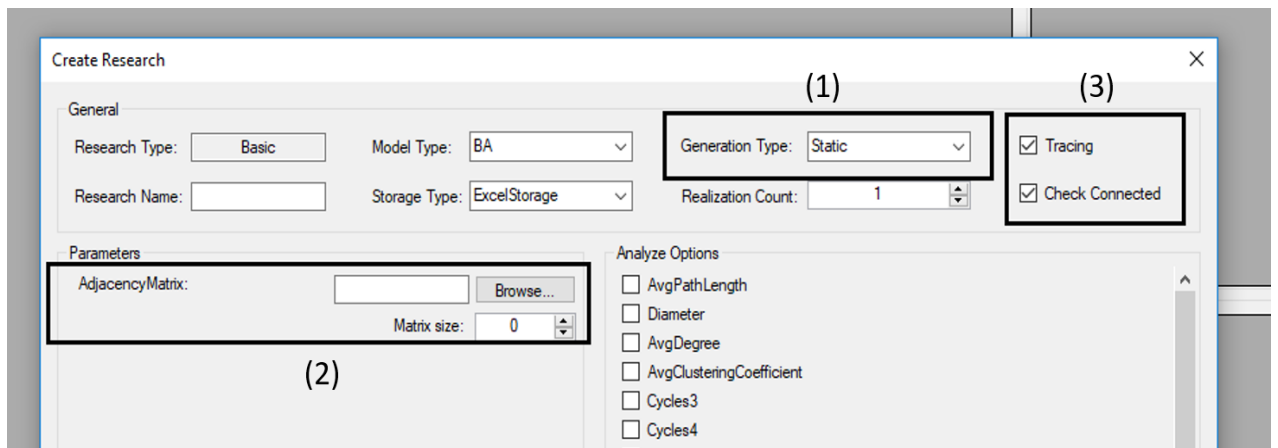
Հավելված 2-ում կան ցանցի գրանցման Ֆայլերի օրինակներ՝ հարևանության մատրիցի և կապերի ցուցակի տեսքով, ինչպես նաև հանգույցների ակտիվության մասին ինֆորմացիա պարունակող Ֆայլի օրինակ:

Գոյություն ունեցող կամ իրական ցանցերի հետազոտում: xRandNet համակարգը թույլ է տալիս հետազոտել նախօրոք գեներացված և Ֆայլում գրանցված կամ իրական ցանցեր՝ ունենալով դրանց հարևանության մատրիցը կամ կապերի ցուցակը պարունակող Ֆայլեր: Ֆայլերից բեռնված ցանցերը կարելի է հետազոտել բոլոր նկարագրված հետազոտությունների տիպերով՝ ընտրելով գեներացման

տիպը “*Generation Type*” որպես “*Static*” և տալով անհրաժեշտ \$այլի անունը մոդելի կառուցման պարամետրերի փոխարեն (նկար 3.3-1,2):

Չավաթածուի գտում, ըստ կապակցվածության չափանիշի:

Ցանցերի գեներացման ժամանակ կարելի է գեներացված ցանցերից գտել միայն կապակցվածները: Այդպիսի գտման անհրաժեշտություն է առաջանում, երբ հետազոտվում են այնպիսի ցանցեր, որոնք ըստ իրենց տրամաբանության պետք է

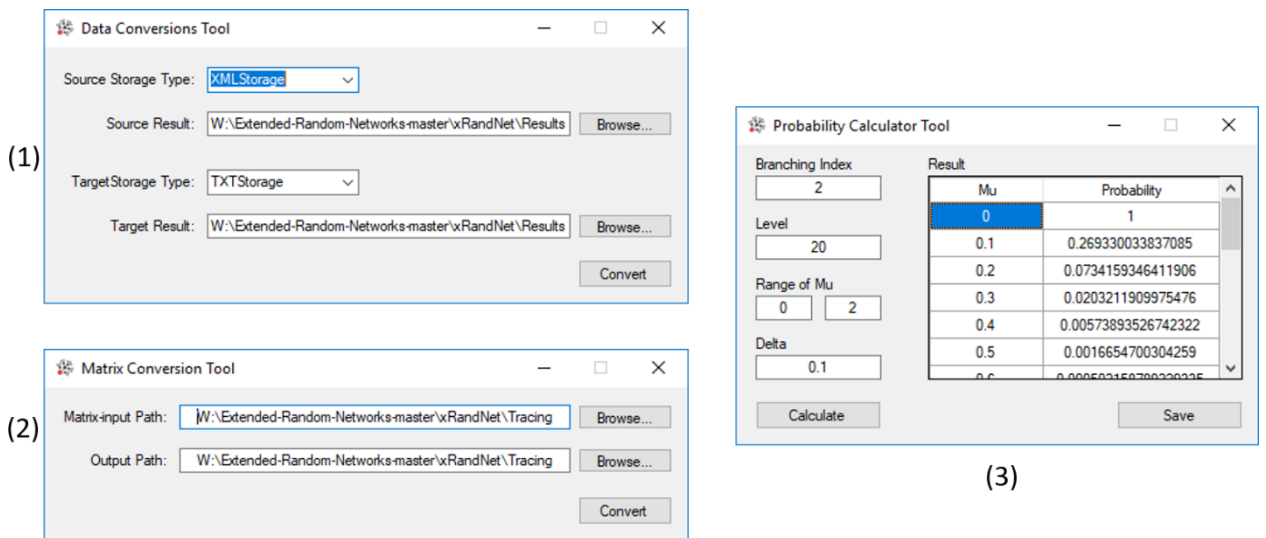


Նկ. 3.3. xRandNet համակարգի “Create Research” երկխոսությունների ֆրագմենտ, որտեղ նշված են. (1) գեներացման տիպի ընտրությունը “Static”, (2) ցանցի հարևանության մատրից կամ կապերի ցուցակ պարունակող \$այլի, ինչպես նաև ցանցի չափի մուտքագրումը, (3) ցանցի գրանցման ակտիվացում՝ “Tracing” և ըստ կապակցվածության չափանիշի ֆիլտրման լինեն կապակցված, օրինակ՝ նեյրոնների ցանցերի հետազոտումը *Activation Research*-ի ժամանակ: Այդպիսի գտում կարելի է ակտիվացնել հետազոտությունը ստեղծելիս (նկար 3.3-3):

Օգնող գործիքներ: Չամակարգում իրականացված են նաև մի շարք օգնող գործիքներ՝ մուտքային և ելքային տվյալների հետաշխատանքի համար.

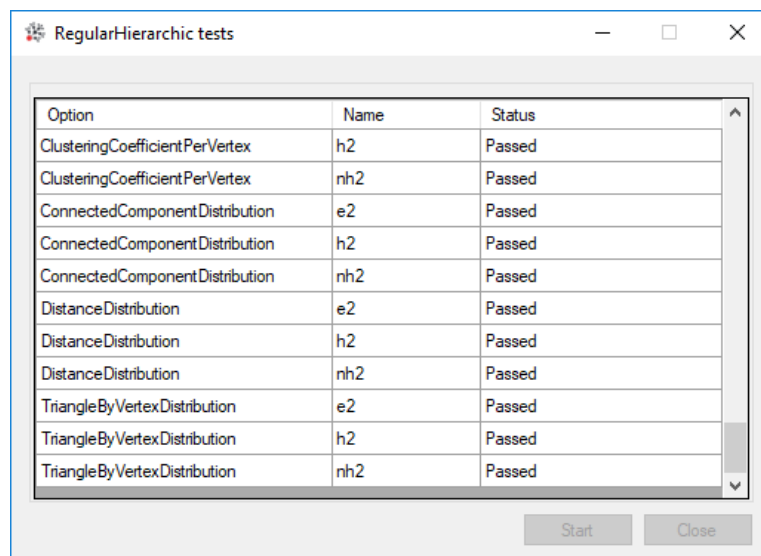
- *արդյունքների փոխակերպում* - հետազոտման արդյունքները մի տվյալների պահպանման տեսակից մյուսին փոխակերպելու գործիք (նկար 3.4-1),

- հարևանու թյան մատրիցների փոխակերպում - հարևանու թյան մատրից պարունակող \$N \times N\$ կապերի ցուցակ պարունակող \$N \times N\$ փոխակերպող գործիք (նկար 3.4-2),
- ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի երկու հանգույցի միջև կապի առաջացման հավանականության հաշվարկ՝ օգտագործելով (2.14) բանաձևը (նկար 3.4-3):



Նկ. 3.4. xRandNet համակարգի մուտքային և ելքային տվյալների հետ աշխատանքի պատուհաններ: (1) “Data conversions Tool” պատուհան, (2) “Matrix Conversions Tool” պատուհան և (3) “Probability Calculator Tool” պատուհան, որոնք տրվում են ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցի ճյուղավորման ինդեքսը, հիերարխիայի մակարդակը և խոռոչան պարամետրի միջակայքը, որոնց համար պետք է հաշվարկել կապակցման

Ավտոմատացված թեստավորում: xRandNet համակարգում



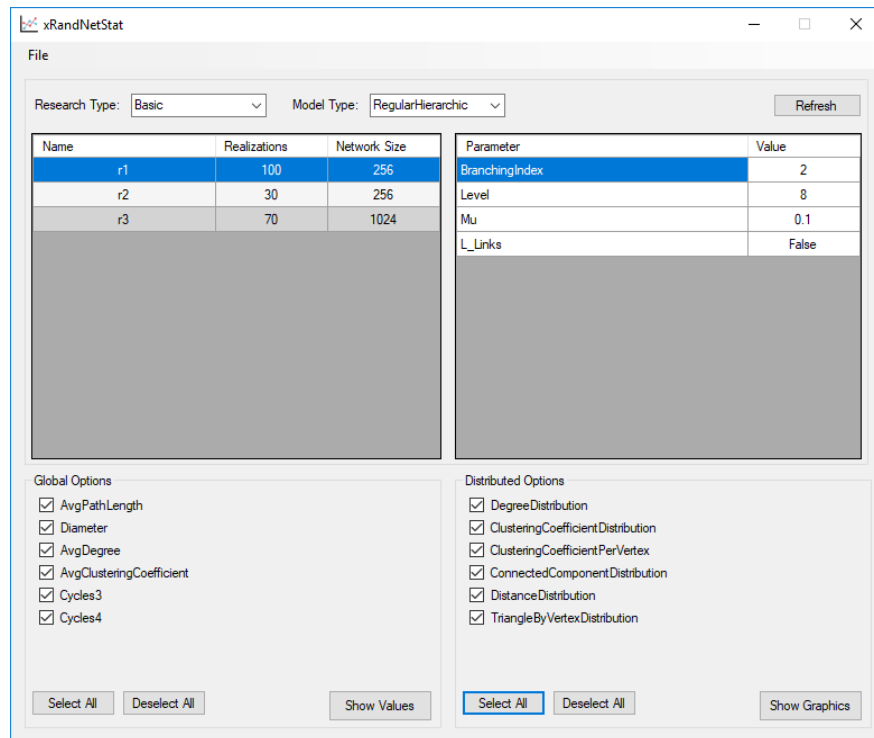
Նկ. 3.5. xRandNet համակարգի ավտոմատացված թեստավորման պատուհան՝ տարվող ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցի հաշվարկի ավգորիթմների ստուգման

Ներդրված է նաև ավտոմատացված թեստավորման գործիք, որը թույլ է տալիս համեմատել տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկի և գործիքները դասական և բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի համար՝ տարբեր կառուցման պարամետրերով ստացված ցանցերի համար դասական և գործիքներով ստացված արդյունքների և նոր մշակված և գործիքների արդյունքների համեմատման միջոցով (նկար 3.5):

3.2.5. *xRandNetStat* ե նթահամակարգը

xRandNet համակարգում իրականացվել է անկախ ե նթահամակարգ հետազոտությունների արդյունքների վիճակագրական վերլուծության համար՝ *xRandNetStat*: Վերջինս ունի հետևյալ հնարավորությունները.

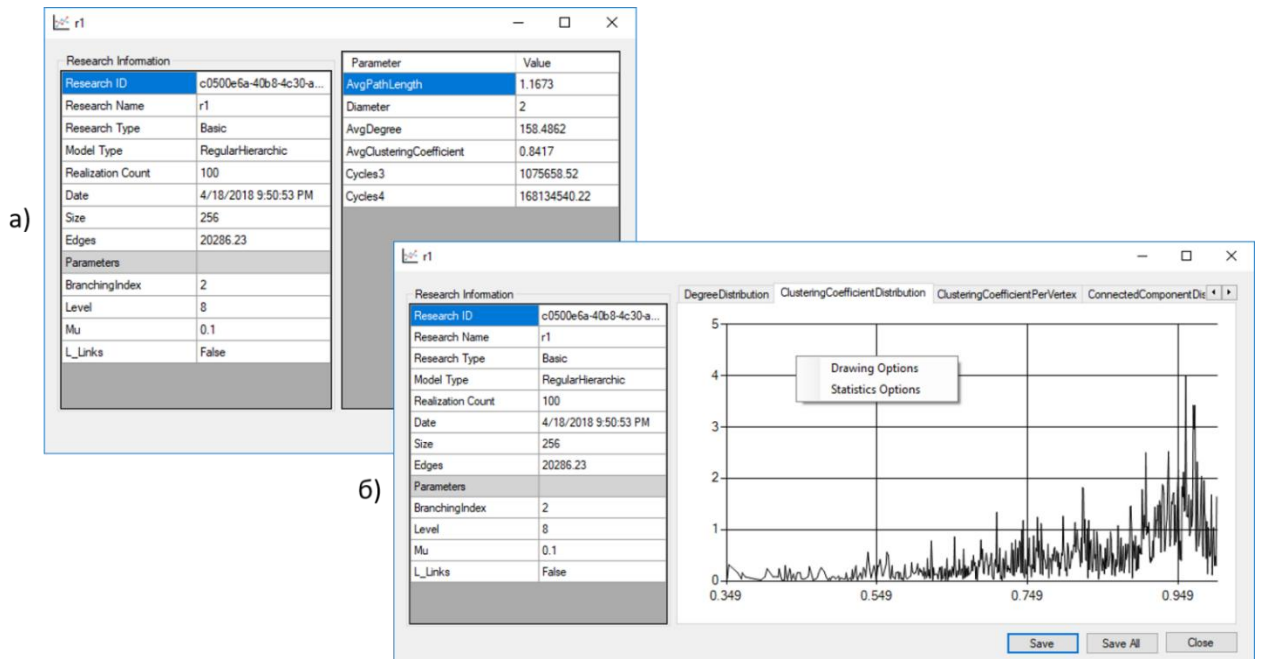
- բեռնել հետազոտությունների տարբեր տվյալների պահպանման տեսակներով պահված արդյունքները,
- խմբավորել ըստ հետազոտության տեսակի և մոդելի,
- խմբավորել ըստ մոլեկուլային և կառուցման պարամետրերի արժեքների,
- կատարել վերլուծությունն ունեն մոլեկուլային և կառուցման պարամետրեր ունեցող հետազոտությունների խմբի համար:



Նկ. 3.6. xRandNetStat ենթահամակարգի գլխավոր պատուհանը: Այս տեղի խմբավորվում են հետազոտության ընթացքի արդյունքները ըստ հետազոտության տիպի, մոդելի, մոլտրային և կառուցման պարամետրերի արժեքների: Կարելի է ստանալ կոնկրետ հետազոտության կամ հետազոտության խմբի համար գլոբալ բնութագրիչների կարելի է տեսնել նկար 3.6-ում:

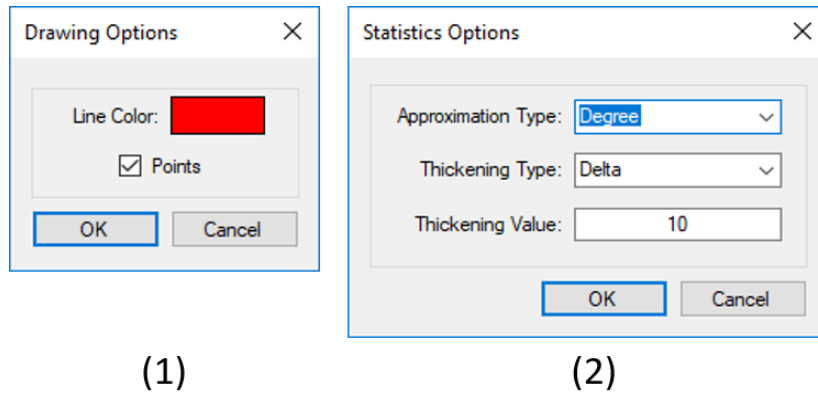
Չափարկված գլոբալ տոպոլոգիական բնութագրիչների համար կարելի է ստանալ համապատասխան միջինացված արժեքների աղյուսակներ (նկար 3.7-1), իսկ հաշվարկված բաշխումների համար՝ համապատասխան միջինացված գրաֆիկներ (նկար 3.7-2):

Գրաֆիկների առաջնային մշակման նպատակով իրականացված են տեսողական (վիզուալ) էֆեկտների փոփոխության՝ գրաֆիկի գույնի և կետերի (նկար 3.8-1), առանցքների փոփոխության՝ աստիճանային, ցուցչային և գառույան բաշխումների ստացման համար (նկար 3.8-2), և գրաֆիկի խտացման հնարավորության՝ գրաֆիկի հարթեցման



Նկար 3.7. *xRandNetStat* ենթահամակարգի պատուհաններ՝ (1) գլոբալ բնութագրիչների արժեքների աղյուսակների համար, (2) բաշխումների նպատակով որոշակի քայլով արժեքների խտացում մեկ կետում (նկար 3.8-2) հնարավորություններ:

xRandNetStat ենթահամակարգի գոյությունը թույլ է տալիս կատարել ստացված արդյունքների նախնական ֆիլտրում՝ հայտնաբերելով վարքային առանձնահատկություններ, որոնք հետագայում հնարավոր կլինի ուսումնասիրել հատուկ մասնագիտացված ծրագրային փաթեթների միջոցով (ինչպիսին է օրինակ՝ *Origin Pro*-ն):



Նկ. 3.8. *xRandNetStat* ենթահամակարգի պատուհաններ: (1) “Drawing Options” պատուհան տեսողական էֆեկտների փոփոխության համար, (2) “Statistics Options” պատուհան առանցքների ընտրության և խոսքման պարամետրի

3.3. *xRandNet* համակարգի ճարտարապետությունը

Մշակված *xRandNet* ավտոմատացման համակարգը նախագծվել է՝ 3.1 բաժնում ձևակերպված պահանջներին համապատասխան: Այն իրականացված է *.Net Framework 4.5* ալ առֆորմի C# լեզվով [99, 100]:

3.3.1. *xRandNet* համակարգի մակարդակները

Համակարգի ճարտարապետությունը կարելի է բաժանել երեք անկախ մակարդակների (*layers*)՝ օգտագործողի գրաֆիկական ինտերֆեյս (*GUI*), համակարգի սեանսի ղեկավարում (*Session Manager*) և միջուկ (*Core*), որոնք սխեմատիկ ձևով ցույց են տրված նկար 3.10-ում:

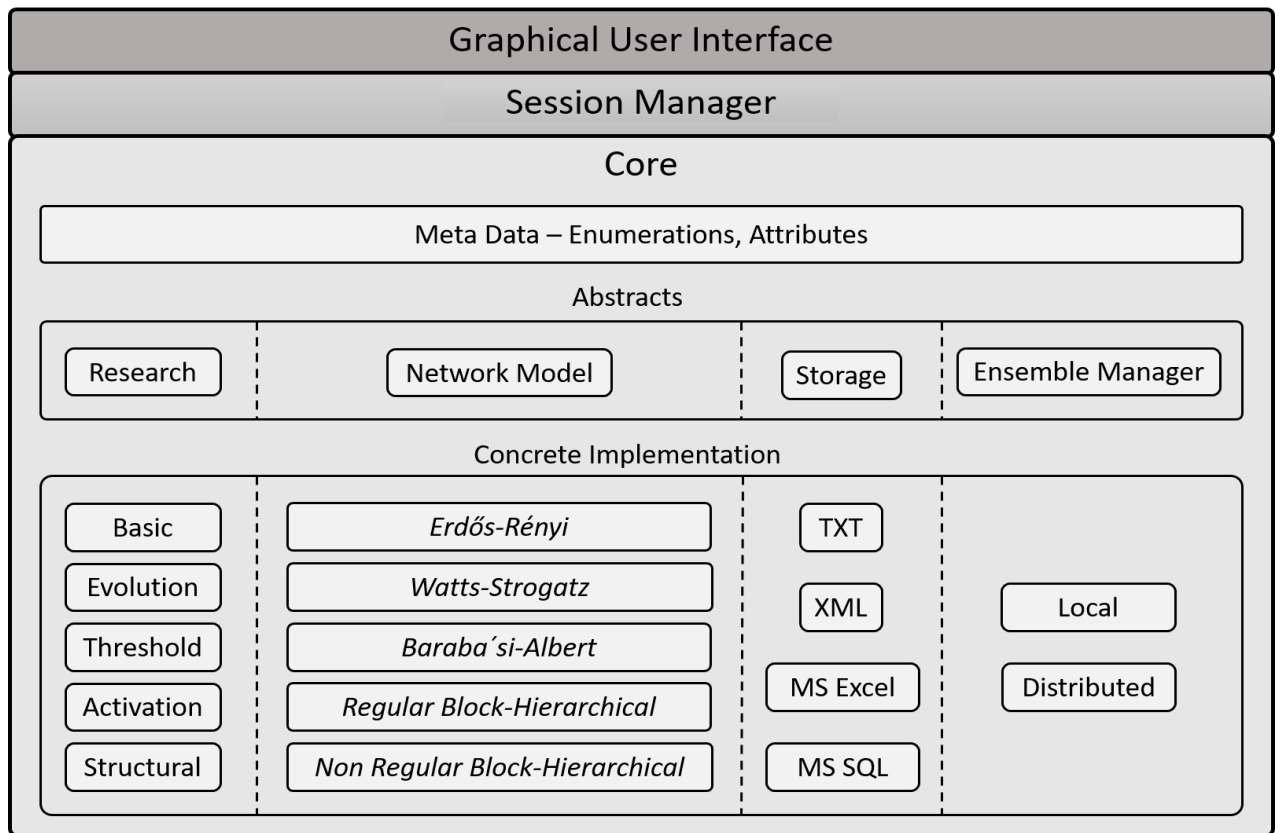
GUI մակարդակ: Օգտագործողի գրաֆիկական ինտերֆեյս կառուցելու համար օգտագործվել են *Windows Forms*-ի կառավարման տարրերը [101] և գրաֆիկների վիզուալիզացման *GDI+* տեխնոլոգիան [102]՝ *xRandNetStat* ենթահամակարգում: Օգտագործողի ինտերֆեյսը ենթադրում է համակարգը կոնֆիգուրացնելու հնարավորություն, հետազոտման վիճակի հետևում, մուտքային և կառուցման պարամետրերի

վերիֆիկացիա, սխալների մասին տեղեկատվություն հայտարարումն այլն:

Session Manager մակարդակ: GUI մակարդակի՝ ավելի ցածր մակարդակների հետ աշխատանքի համար մշակված է համակարգի սեանսի կառավարման մոդուլը՝ *Session Manager*, որը մեկ ընդհանուր ինտերֆեյս է տրամադրում հետազոտությունների բաց թողնելու, գեներացման, հաշվարկների և արդյունքերի պահպանման գործողությունները սկսելու և ստացված արդյունքներին հետագայում դիմելու համար: Բնական է, որ ամեն անկախ ենթահամակարգ (այժմ՝ *xRandNetStat*-ը) իրականացնում է իր սեփական ղեկավարման մոդուլը՝ անհրաժեշտ հատուկ ֆունկցիոնալություններ: *Session Manager* մակարդակի ֆունկցիաների մեջ է մտնում նաև տվյալների փոխակերպման, բարդ հաշվարկային արդյունքների քեչավորման (օրինակ՝ մեծ ծավալ ունեցող արդյունքների վիճակագրական վերլուծության ժամանակ), ինչպես նաև հետազոտության գործընթացների և տվյալների հետևման աշխատանքը՝ GUI-ում ժամանակի իրական պահին վիճակի արտացոլման ապահովման համար:

Core մակարդակ: *xRandNet*-ի միջուկը այնպիսի անկախ մոդուլների հավաքածու է, որոնք փոխազդեցության խիստ որոշակի ինտերֆեյս ունեն: Այս մակարդակը կատարում է համակարգի բոլոր հիմնական ֆունկցիաները և ապահովում է ավելի վերևի մակարդակներին անհրաժեշտ ինտերֆեյսներով՝ համապատասխան խնդիրների կատարման համար: *Core* մակարդակը պարունակում է հիմնական ալգորիթմների՝ թույլատրված մոդելների գեներացման ալգորիթմների, թույլատրված տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ալգորիթմների, ստացված արդյունքների պահպանման ֆունկցիոնալություն, հետագա բեռնման և մշակման և այլ ծրագրային իրականացումներ: Այս մակարդակը, ինչպես և մնացածը,

իրականացված է C# և եզրվով և օգտագործում է .Net պլատֆորմի այնպիսի բաղադրիչներ, ինչպիսիք են՝ *Threading*, *ADO* [103], *WCF* [104] և այլ բաղադրիչներ:



Նկ. 3.10. xRandNet համակարգի ճարտարապետական կառուցվածքը

3.3.2. Միջուկի հիմնական բաղադրիչները

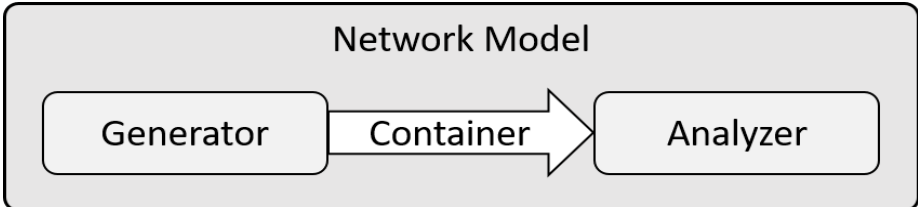
Միջուկի մակարդակը բաղկացած է հետևյալ հիմնական բաղադրիչներից.

- *Meta-Data*՝ մետա-տվյալների հետ աշխատանքի կազմակերպում,
- *Abstracts*՝ արստրակտ ինտերֆեյսներ, աշխատանք դրանց միջև,
- *Concrete Implementation*՝ իրականացում,
- *Configuration*՝ համակարգի կոնֆիգուրացիայի դետալներ,
- *Utility*՝ օգնող ֆունկցիոնալ ություններ:

Մետատվյալների հետ աշխատանքի կազմակերպման բաղադրիչն ունի արստրակցիայի ամենաբարձր մակարդակը: Այս կետում ներմուծվում են այնպիսի հասկացություններ, ինչպիսիք են՝ հետազոտությունների տիպերը և դրանց մուտքային պարամետրերը, պատահական ցանցերի մոդելները և դրանց կառուցման պարամետրերը և այլն: Այս հասկացություններից յուրաքանչյուրն ունի մետատվյալների հավաքածու, որոնք լիարժեք նկարագրում են տվյալ հասկացությունը՝ առանց կապելու այն որևէ կոնկրետ իրականացման հետ: Դա անելու համար օգտագործված է ուշ կապակցման տեխնիկան՝ ատրիբուտների և տիպերի արտապատկերման մեխանիզմով (*Attributes, Enumerations*): Կիրառվում է *.Net* պլատֆորմի *Reflections* հայեցակարգը (կոնցեպիան):

Abstracts բաղադրիչում, որը, ըստ արստրակցիայի մակարդակի, գալիս է մետատվյալների հետ աշխատանքից հետո, սահմանում է բազային դասեր՝ հետազոտությունների տիպերի (*Research*), ցանցերի մոդելների (*Network Model*), տվյալների պահպանման տեսակների (*Storage*) և օրինակների հավաքածուի կառավարման (*Ensemble Manager*) հետագա իրականացման համար: Այստեղ *Research* գաղափարի համար սահմանվում է պարտադիր պարամետրերի հավաքածուն, *Network Model* գաղափարի համար՝ կառուցման պարտադիր պարամետրերի և բնութագրիչների հաշվարկի թույլատրելի պարամետրերի հավաքածուները: Այս բաղադրիչում սահմանվում են նաև համակարգի հիմնական հասկացությունների միջև կապերի ինտերֆեյսները և ուրվագծվում է կատարման հոսքը (3.3.3. բաժին):

Համակարգի կարևորագույն արստրակցիաներից մեկը *Network Model*-ն է (նկար 3.11): Մոդելը հիմնված է նրավորա, որ



Նկ. 3.11. Network Model արստրակցիայի բաղադրիչը

պատահական ցանցը որոշվում է երեք բաղկացուցիչ մասերով՝ գեներատոր (*Generator*), կոնտեյներ (*Container*) և անալիզատոր (*Analyzer*): Այս երեք բաղադրիչների փոխադարձ աշխատանքի տրամաբանությունը հետևյալն է. գեներատորը, հիմնվելով կառուցման պարամետրերի վրա, գեներացնում է պատահական ցանց կոնտեյների մեջ, այնուհետև անալիզատորը բաց է թողնում հաշվարկային ալգորիթմները այդ նույն կոնտեյների համար:

Քանի որ ցանցերի հավաքածուի յուրաքանչյուր օրինակի համար գեներացման և հաշվարկների աշխատանքը կատարվում է միմյանցից անկախ, համակարգում իրականացված է զուգահեռացում, որը կառավարվում է *Ensemble Manager*-ի կողմից: Հավաքածուի յուրաքանչյուր ցանցի զուգահեռ մշակումը կատարվում է կա՛մ հոսքերի միջոցով (ընդ որում, հաշվի է առնվում մեքենայում միջուկների քանակը), կա՛մ լոկալ ցանցում աշխատանքի բաշխման միջոցով:

Concrete Implementation բաղադրիչում ներկայացված են կոնկրետ իրականացումներ հետազոտությունների տիպերի (նկարագրված 3.2.2. բաժնում), պատահական ցանցերի մոդելների (նկարագրված 3.2.1. բաժնում), տարբեր տվյալների պահպանման տեսակների հետ աշխատանքի (նկարագրված 3.2.3 բաժնում), հավաքածուի օրինակների բազմահոսք և բաշխված աշխատանքի համար: Հենց այս փուլում պատահական ցանցերի ամեն մոդելի համար իրականացված են իր հատուկ գեներացման ալգորիթմներ, հիշողության մեջ տեղադրման տվյալների կառույցներ և տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ալգորիթմներ՝ օպտիմիզացված տվյալ մոդելի հատկանիշների հիման վրա: Տվյալների բազայի հետ աշխատանքի համար օգտագործված են *ADO.Net*-ի միջոցները, սինխրոնիզացման օբյեկտների հետ աշխատանքի համար՝ *Threading*-ի միջոցները, իսկ տեղային ցանցում բաշխված աշխատանքի համար՝ *WCF*-ի

միջոցները: Հավելված 3-ում բերված է *Abstracts* և *Concrete Implementation* բաղադրիչների դասերի դիագրամը:

Configuration բաղադրիչը մշակված է *xRandNet* համակարգի և դրա *xRandNetStat* ենթահամակարգի կոնֆիգուրացիոն \$այլերի հետաշխատանքի համար: Այս մոդուլը թույլ է տալիս կարգալ և փոփոխել համակարգի կոնֆիգուրացիոն պարամետրերը, ինչպիսիք են լոգ-\$այլերի, ցանցերի գրանցման \$այլերի տեղադրությունները, գրանցման տեսակը և այլն: Հավելված 3-ում կարելի է տեսնել *xRandNet*-ի կոնֆիգուրացիոն \$այլի կառուցվածքը:

Utility բաղադրիչում իրականացված է որոշակի օգնող \$ուսկցիոնալություն, ինչպիսին է \$այլային համակարգի հետաշխատանքը, որոշ մուտքային և ելքային \$այլերի կառուցվածքի վերիֆիկացիան և այլն:

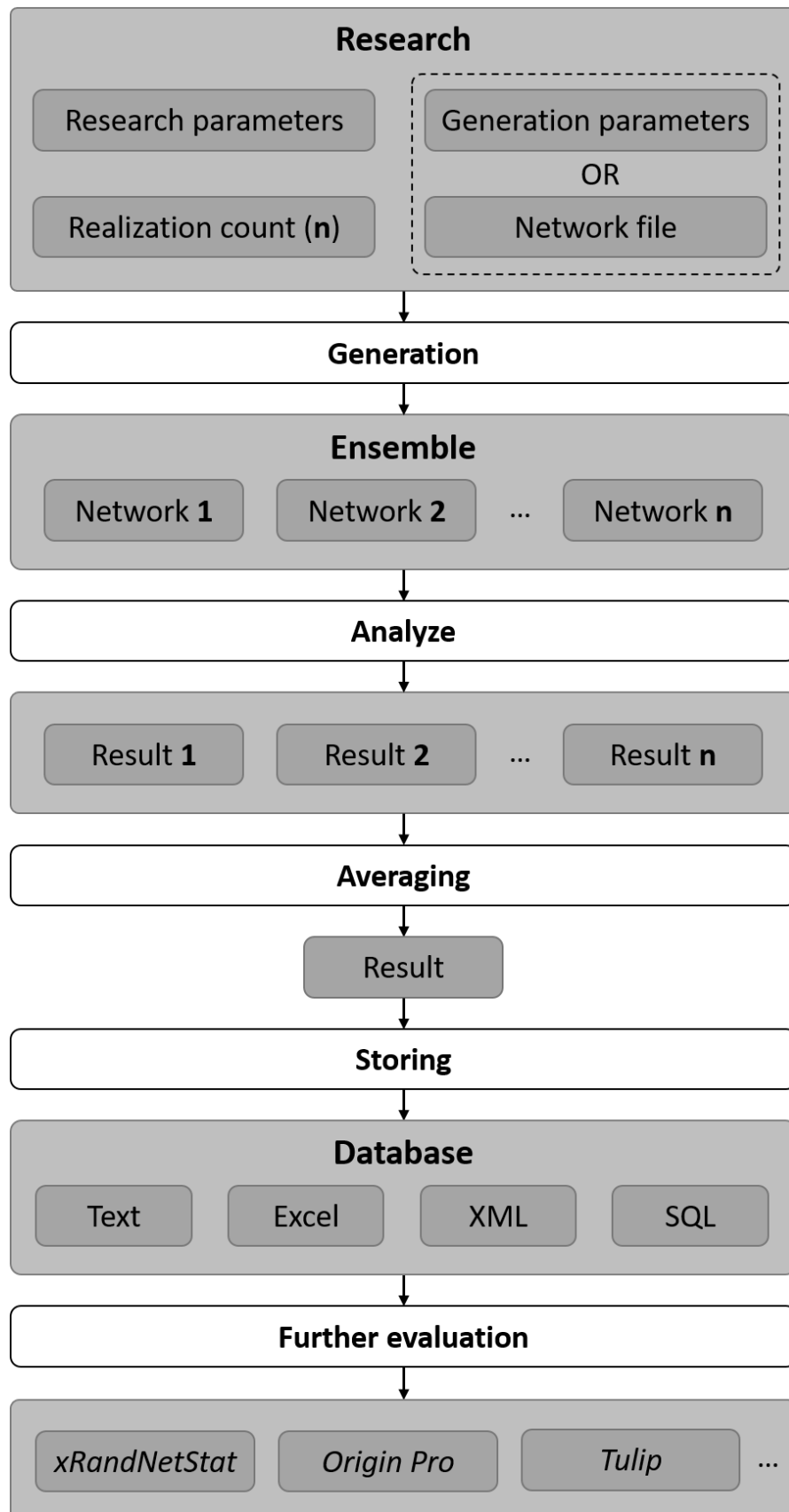
Միջուկի` վերը նկարագրված կառուցվածքը ապահովում է *xRandNet* համակարգի ընդլայնելիությունը, քանի որ ակնհայտ է, որ հետազոտությունների նոր տեսակները, պատահական ցանցերի նոր մոդելները և այլն, կարող են իրականացվել և ինտեգրվել համակարգին առանց կատարման հոսքում որևէ փոփոխություն կատարելու անհրաժեշտության:

3.3.3. *xRandNet* համակարգի կատարման հոսքը

xRandNet համակարգի կատարման հոսքը ներառում է հետևյալ քայլերի հաջորդական կատարումը, որոնց սխեմատիկ նկարագրությունը բերված է նկար 3.12-ում:

- **հետազոտության ստեղծում** ընտրելով հետազոտության տեսակը,

- պատահական ցանցի մոդելի, տվյալների պահպանման տեսակի և գեներացման տեսակի ընտրություն, որոնք թույլատրված են տվյալ հետազոտության տեսակի համար,
- մուտքային տվյալների և կառուցման պարամետրերի արժեքների ներմուծում՝ կախված հետազոտության տեսակից և ընտրված մոդելից, որտեղ կատարվում է մուտքային ինֆորմացիայի որոշակի վերիֆիկացիա,
- հաշվարկվելիք տոպոլոգիական այն բնութագրիչների հավաքածուի ընտրություն, որոնք թույլատրված են և՛ ընտրված հետազոտության տեսակի, և՛ ընտրված մոդելի համար,
- **հետազոտության սկիզբ,**
- ընտրված մոդելի գեներացման ալգորիթմով պատահական ցանցերի հավաքածուի **գեներացում**,
- ընտրված մոդելի համար օպտիմալացված ալգորիթմների միջոցով հաշվարկվելիք **տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկ** հավաքածուի յուրաքանչյուր ցանցի համար,
- ստացված արդյունքների **միջինացում** հավաքածուի մեջ օրինակների քանակով,
- միջինացված արդյունքների **պահպանում** ընտրված տվյալների պահպանման տեսակով,



Նկ. 3.12. xRandNet համակարգի կատարման հոսքը

- **հետազոտության ակարտ**
- արդյունքների հետագա **վերլուծություն** *xRandNetStat* ենթահամակարգի միջոցով կամ այլ վերլուծական գործիքների միջոցով:

3.4. Կապակցվածության ծառի իրականացումը

Չաշվի առնելով, որ *xRandNet* համակարգն ուղղորդված է դեպի հետազոտությունների կատարում պատահական ցանցերի *RBH* և *NRBH* մոդելների վրա՝ կարելի է ասել, որ մշակման գործում կարևոր դեր ունի բլոկ-հիերարխիկ ցանցերը պահելու տվյալների կառույցի՝ կապակցվածության ծառի, իրականացումը (2.1.2. բաժին):

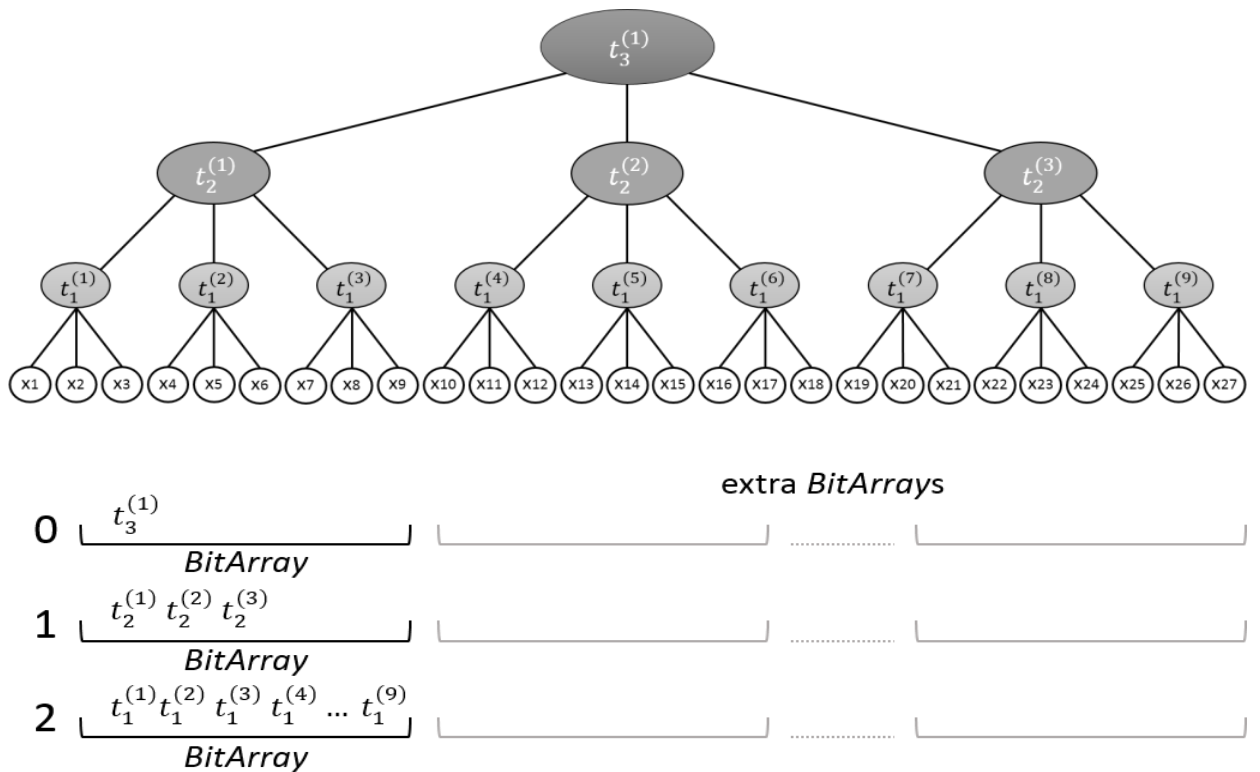
xRandNet համակարգում կապակցվածության ծառը իրականացված է որպես երկչափ բիթային զանգված (*BitArray[]* C# լեզվում): Ամեն մակարդակի համար կառուցվում է բիթային հաջորդականություն, որը հանդիսանում է տվյալ մակարդակի գագաթների կապակցվածության վեկտորների ամբողջությունը: Ակնհայտ է, որ γ մակարդակում, որտեղ $0 \leq \gamma \leq \Gamma$, ծառը ունի b^γ գագաթ, որոնցից j ուրաքանչյուրը նշված է 0-ների և 1-երի $b(b-1)/2$ երկարությամբ հաջորդականությամբ: Չետևաբար, օգտագործվող հիշողության չափն է.

$$\Gamma \frac{b(b-1)}{2} \sum_{\gamma=0}^{\Gamma} b^\gamma : \tag{3.1}$$

Ինչպես հայտնի է, *.Net Framework* պլատֆորմն ունի սահմանափակում *BitArray*-ի չափի համար (4GB 64-չափայնության մեքենայի համար), որը, ինչպես երևում է (3.1)-ից, կարող է

բերել գերհագեցման b -ի և Γ -ի բավականաչափ մեծ արժեքների դեպքում: Դրանից խուսափելու համար յուրաքանչյուր մակարդակի բիթային հաջորդականությունը տրոհվում է անհրաժեշտ քանակի *BitArray*-ների, որոնցից յուրաքանչյուրի չափը չի գերազանցում որոշակի ֆիքսված արժեքը (*xRandNet* համակարգում դա $2 * 10^9$ է) (նկար 3.13): Քանի որ բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի ուսումնասիրությունը ենթադրում է $b < 10$ և $\Gamma < 20$ արժեքներ, ապա կարելի է ասել, որ այսպիսի կառուցվածքի միջոցով գործնականում կամայական բլոկ-հիերարխիկ ցանց կարելի է պահել հիշողության մեջ:

Տվյալների կառույցի ընտրության մեջ նաև կարևոր է գնահատել կամայական երկու հանգույցի միջև կապի գոյությունը որոշելու ալգորիթմի բարդությունը: Ակնհայտ է, որ կապակցվածության ծառի համար այդ ալգորիթմը



Նկ. 3.13. $G_{3,3}$ ցանցի կապակցվածության ծառը և դրաներկայացուցված Γ -ի ցավելիքայլերի չափանշի (ծառի բարձրությունը):

Ինչ պես հայտնի է, ավանդաբար ցանցերը հիշողության մեջ ներկայացնելու երկու մոտեցում է կիրառվում. հարևանության մատրից և հարևանության ցուցակ: Հարևանության մատրիցը, որը իրականացված է բիթային հաջորդականության միջոցով, N հանգույցներ ունեցող ցանցի համար կպահանջի $(N^2 - N)/2$ բիթ, իսկ հարևանության ցուցակը՝ $N \left(32 + 64 \frac{N}{2}\right) = 32N(N + 1)$ բիթ, եթե ենթադրենք, որ մեքենան ունի 32-չափայնություն, ամբողջաթիվ արժեքը պահվում է 32 բիթում, և ցանցի ամեն մի հանգույց միջինում ունի $N/2$ հարևան:

Հիմնվելով վերևում ասվածի վրա՝ կարելի է եզրակացնել, որ բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի կապակցվածության ծառը հանդիսանում է ամենաօպտիմալ տարբերակը այդ տեսակի ցանցերը հիշողության մեջ պահելու համար: Աղյուսակ 3.3-ում կարելի է տեսնել դահաստատող տվյալներ:

Աղյուսակ 3.3

Տարբեր տվյալների կառույցների իրականացումների համար օգտագործվող հիշողության չափ՝ գնահատված բիթերով: Չափերը հաշվված են $N = 3^{12} = 531\,441$ կարգի ցանցի համար 32-չափայնությամբ մեքենայի վրա:

Γ-ն բլոկ-հիերարխիկ ցանցի հիերարխիայի մակարդակն է, այսինքն՝ կապակցվածության ծառի բարձրությունը

Իրականացում	Հիշողության չափ	Կապի գոյության որոշման և գործիքմի բարդություն
Հարևանության մատրից	$\approx 10^{12}$	$O(1)$
Հարևանության ցուցակ	$\approx 9 * 10^{12}$	$O(N)$
Կապակցվածության ծառ	$\approx 3 * 10^7$	$O(\Gamma)$

Նկատենք, որ ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի համար, բացի կապակցվածության ընդհանրացված ծառից, հիշողության մեջ պահվում է նաև ճյուղավորման մասին ինֆորմացիան՝ *Branch* (2.2.1. բաժին):

3.5. *xRandNet* համակարգի համեմատությունը այլ ծրագրային համակարգերի հետ

Ինչպես արդեն նշվել է 1.4. բաժնում, բաց հասանելիություն ունեցող և ցանցերի կամ գրաֆների հետ աշխատող ծրագրային համակարգերի և գրադարանների մեծ մասը (որոնք թվարկված և կարճ նկարագրված են նույն բաժնում), չնայած իրենց բարձր էֆեկտիվությանը և ալգորիթմացվածությանը, չեն տալիս կոնկրետ պատահական ցանցերի հետ աշխատելու հնարավորություն՝ դրանք գեներացնելու և դրանց հետ հավանականային գործընթացներ դիտարկելու իմաստով: Առավել ևս դրանցից և ոչ մեկը չունի որևէ հատուկ տվյալների կառույց կամ մշակված ալգորիթմներ բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դասի հետ աշխատանքի համար: Այդ ծրագրային փաթեթների և գրադարանների տեսանկյունից բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերը դասական գրաֆներ են, և հետևաբար, դրանց հետ աշխատանքը չունի որևէ առավելություն էֆեկտիվության տեսակետից:

Սակայն նշվել է նաև, որ գոյություն ունեն ծրագրային որոշ համակարգեր, որոնք աշխատում են հենց պատահական ցանցերի հետ, ունեն պատահական ցանցի մոդելի գաղափարը, սիմուլացնում են տարբեր մոդելների ցանցերի գեներացում և դրանց տոպոլոգիական բնութագրիչների որոշակի վերլուծություն: Այդպիսիք են *GraphCrunch*, *mfinder* և *MAVisto* ծրագրային փաթեթները: Սրանցից վերջին երկուսը ներկայացնում են իրենց որպես պատահական ցանցերում

մոտիվների որոնման և վերլուծության համակարգեր, ինչը բավական նեղացնում է դրանց կիրառության ոլորտը:

Այս իմաստով իր ֆունկցիոնալ հնարավորություններով *xRandNet* ավտոմատացման համակարգին առավել մոտիկ է կանգնած *GraphCrunch* ծրագրային փաթեթը: Այն, ինչպես և *xRandNet*-ը, տալիս է հնարավորություն գեներացնելու *Erdős-Rényi* մոդելի, ինչպես նաև *small-world* և *scale-free* հատկություններով օժտված պատահական ցանցեր և կատարելու դրանց համար տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկ: Այս փաթեթն ունի նաև լրացուցիչ հնարավորություն հաշվարկված բնութագրիչների վերլուծության համար՝ ելքում տրամադրելով գլոբալ տարլոգիական բնութագրիչների արժեքների աղյուսակներ և բաշխումների գրաֆիկներ:

Տեխնիկական տեսանկյունից *GraphCrunch*-ը երաշխավորում է էֆեկտիվ աշխատանք մինչև $\approx 10^4$ հանգույցներ և $\approx 3 * 10^4$ կապեր ունեցող պատահական ցանցերի համար՝ օգտագործելով ցանցը հիշողության մեջ պահելու դասական եղանակներ, իսկ տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկներում օգտագործելով զուգահեռացման և բաշխման որոշ մոտեցումներ:

xRandNet ծրագրային համակարգը.

- *ֆունկցիոնալ ությամբ* չի զիջում նշված ծրագրային փաթեթին՝ ապահովելով *Erdős-Rényi*, *Watts-Strogatz* և *Barabási-Albert* մոդելների ցանցերի գեներացում և տարլոգիական բնութագրիչների հաշվարկ, սակայն ունի նաև հստակ ուղղվածություն ունեցող *RBH* և *NRBH* մոդելների պատահական ցանցերի հետազոտումը: Բացի այդ, նոր առաջարկված մոդելների հետ աշխատանքի հնարավորությունը, *xRandNet*-ը թույլ է տալիս կատարել ոչ միայն տարլոգիական բնութագրիչների ստատիկ

հաշվարկ, ինչը հանդիսանում է բազային կամ հենքային հետազոտության (*Basic Research*) նպատակը, այլ նաև մոդելավորել պատահական ցանցերում դինամիկ գործընթացներ, ինչպիսիք են, օրինակ՝ էվոլյուցիան և որոշակի հատկության տարածումը ցանցում (*Evolution Research, Activation Research*): Այսպիսով, 3.2.2. բաժնում նկարագրված հետազոտությունների տիպերից միայն *Basic Research*-ն է հնարավոր կատարել *GraphCrunch* ծրագրային փաթեթի միջոցներով: Ինչ վերաբերում է ստացված արդյունքների վերլուծությանը, ապա ինչպես նշվել է 3.2.5. բաժնում, *xRandNetStat* ենթահամակարգը թույլ է տալիս հետազոտության կամ հետազոտությունների խմբի արդյունքների համար ստանալ և՛ համապատասխան աղյուսակները, և՛ գրաֆիկներ:

- *Տեխնիկական* տեսակետից *xRandNet*-ը թույլ է տալիս էֆեկտիվորեն աշխատել $\approx 3 * 10^4$ հանգույցներով և $\approx 5 * 10^5$ կապերով դասական պատահական ցանցերի հետ, իսկ բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դեպքում՝ մինչև $\approx 10^6$ հանգույցներով և ընդհանուր ցանցերի հետ:

Աղյուսակ 3.4-ում բերված են *xRandNet*-ի և *GraphCrunch*-ի ֆունկցիոնալ հնարավորությունների համեմատական տվյալները, իսկ աղյուսակ 3.5-ում՝ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ մոդելների համար տարբեր տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկների ժամանակային գնահատականները *xRandNet* ծրագրային համակարգում: *RBH* մոդելի համար վերցված են $(b = 2, \Gamma = 20), (b = 3, \Gamma = 13), (b = 5, \Gamma = 9)$ և $(b = 7, \Gamma = 7)$ կառուցման պարամետրերով ցանցեր: Ժամանակային գնահատականները բերված են *Intel(R) Core(TM) i7-3540M, 3.00 GHz CPU* և *4.00 GB RAM* ունեցող մեքենայով աշխատանքի հիման վրա: Բերված բոլոր ցանցերի համար խտության պարամետրը վերցվել

Ե $\mu = 0.01$ արժեքով, ինչը, ըստ (2.14) բանաձևի, համապատասխանում է $p \approx 0.87$ կապի հավանականությանը, այսինքն ցանցերը կապերի քանակը մեծ է:

Չավելված 2-ում կարելի է տեսնել Լոգ-Ֆայլը, որի հիման վրա տրվել են ժամանակային գնահատականները:

Աղյուսակ 3.4
Ֆունկցիոնալ հնարավորությունները GraphCrunch-ի և xRandNet ծրագրային համակարգերում: Համեմատվում են պատահական ցանցերի թույլատրելի մոդելները, հետազոտության ներքին հետազոտվելու ծրագրային

Հնարավորություն	mfinder	MAVisto	GraphCrunch	xRandNet
Մոդել	Erdős-Rényi	Այո	Այո	Այո
	small-world հատկություն	Այո	Այո	Այո
	scale-free հատկություն	Այո	Այո	Այո
	RBH	Ոչ	Ոչ	Այո
	NRBH	Ոչ	Ոչ	Այո
	"Go with the winner"	Այո	Ոչ	Ոչ
	Basic	Մասամբ	Այո	Այո
Հետազոտություն	Evolution	Ոչ	Ոչ	Այո
	Threshold	Ոչ	Այո, առանց ավտոմատացման	Այո
	Activation	Ոչ	Ոչ	Այո
Վիզուալիզացում	Structural	Ոչ	Այո, առանց ավտոմատացման	Այո
	Հետազոտվելու	Այո	Ոչ	Ոչ
Հետազոտվելու	Ոչ	Ոչ	Այո	Այո

Աղյուսակ 3.5
 Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ մոդելի համար սարբերտառվող իսկան ընդթափ ռիչների հաշվարկների ժամանակային գնահատականները xRandNet ծրագրային համակարգում

Տրայեկտորիաների բնութագրիչ	RBH մոդել (10 օրինակների հավաքածու)		
Չանգոյցների քանակ	$b = 2, \Gamma = 20$ $N = 1\ 048\ 576$	$b = 3, \Gamma = 13$ $N = 1\ 594\ 323$	$b = 5, \Gamma = 9$ $N = 1\ 953\ 125$
Գներացիա	≈ 10 վ		
Միջին աստիճան	≤ 10 վ		
Կլաստերացման գլոբալ գործակից	≈ 450 վ	≈ 400 վ	≈ 330 վ
3 երկարությամբ ցիկլեր	≈ 10 վ	≈ 20 վ	≈ 10 վ
4 երկարությամբ ցիկլեր	≈ 20 վ	≈ 30 վ	≈ 100 վ
Աստիճանների բաշխում	≈ 10 վ		
Կապակցվածության բաղադրիչների բաշխում	≤ 10 վ		

Վերը նշված համեմատությունների հիման վրա կարելի է եզրակացնել, որ *xRandNet*-ը լայն ֆունկցիոնալ հնարավորություններով և բարձր էֆեկտիվություն ունեցող ծրագրային համակարգ է՝ ընդհանրապես պատահական ցանցերի և, մասնավորապես, բլոկ-հիերարխիկ դասի պատահական ցանցերի լիարժեք հետազոտման համար:

Եզրակացություն 3-րդ գլխի վերաբերյալ

1. Մշակվել է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգը, որը թույլ է տալիս կատարել ինչպես դասական, այնպես էլ բլոկ-հիերարխիկ մոդելների պատահական ցանցերի գեներացում, տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկ և հետազոտությունների հինգ տեսակներ:
2. *xRandNet* ավտոմատացման համակարգում իրականացվել է 2-րդ գլխում սահմանված նոր տվյալների կառույցը՝ կապակցվածության ծառը, որը հիշողության մեջ բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի էֆեկտիվ ներկայացում է:
3. *xRandNet* ավտոմատացման համակարգում իրականացվել են 2-րդ գլխում ներկայացված ռեգուլյար և ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչների հաշվարկի էֆեկտիվ ալգորիթմները, տրվել են դրանց համար ժամանակային գնահատականներ:
4. *xRandNet* ավտոմատացման համակարգը իրականացվել է C# ծրագրավորման լեզվով *.Net Framework 4.5* պլատֆորմի վրա: Օգտագործվել են վերջինիս *Reflections, Networking, ADO.Net, WCF* բաղադրիչները:
5. *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի ճարտարապետությունն ունի երեք իրարից անկախ

մակարդակներ՝ *GUI*, *Session Manager* և *Core*, որոնց միջոցով ապահովվում է համակարգի ընդլայնելիությունը:

6. *xRandNet* ավտոմատացման համակարգը համեմատվել է պատահական ցանցերի հետաշխատող *GraphCrunch* ծրագրային համակարգի հետ, ինչի արդյունքում եզրակացություն է արվել, որ *xRandNet*-ը լայն ֆունկցիոնալ հնարավորություններ և բարձր էֆեկտիվություն ունեցող ծրագրային փաթեթ է՝ ընդհանրապես պատահական ցանցերի և, մասնավորապես, բլոկ-հիերարխիկ դասի պատահական ցանցերի լիարժեք հետազոտման համար:

ԳԼՈՒԽ 4. ՌԵԳՈՒԼՅԱՐ ՔԼՈԿ-ԻԻԵՐԱՐԽԻԿ ԱՄՏԱԿԱՆ ԳՆՏԵՐԻ ԻԵՏԱԳՈՒՄԼԹՅՈՒՆՆԸ *xRandNet* ԱՎՏՈՄԱՏԱԳՄԱՆ ԻԱՄԱԿԱՐԳԻ ՄԻՋՈՑՈՎ

Չորրորդ գլխում ներկայացվել են ռեգուլյար քլոկ-իիերարխիկ պատահական ցանցերի բազային իետագոտում լծան արդյունքները, որոնք ստացվել են *xRandNet* իամակարգի միջոցներով: 4.1. - 4.4. բաժիններում բերվել են իամապատասխանաբար, գլոբալ տարվոգիական բնութագրիչների, աստիճանների բաշխման, կլաստերացման գործակիցների բաշխման և կապակցվածության բաղադրիչների բաշխման իետագոտում լծանների արդյունքները [42]:

Ռեգուլյար քլոկ-իիերարխիկ պատահական ցանցերի տարվոգիական բնութագրիչների ուսումնասիրության նպատակով *xRandNet* ավտոմատացման իամակարգի միջոցով իրականացվել են հենքային իետագոտում լծաններ *RBH* մոդելի «բոլորը բոլորին» կապակցման տեսակով ցանցերի իամաքածոնի իամար՝ ճյուղավորման ինդեքսի (*b*) և իիերարխիկ մակարդակի (*r*) տարբեր արժեքներով: Դիտարկվել են 10^3 օրինակից բաղկացած իամաքածոններ: Յետագոտում լծանները կատարվել են μ խտության պարամետրի արժեքի փոփոխմամբ՝ սկսած 0-ից մինչև 10 արժեքը (ինչը գործնականում իամապատասխանում է ցանցում կապերի բացակայությանը): Առյուսակ 4.1-ում բերված են *RBH* մոդելի ցանցերի կառուցման պարամետրերի այն արժեքները, որոնց իամար կատարվել են փորձարարական իետագոտում լծանները:

Կատարված փորձերի արդյունքում ստացված տվյալների իման վրա նկարագրվել է իմնական տարվոգիական

բնուութագրիչների վարքը ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի համար: Յետագոտվել են.

- գլոբալ տոպոլոգիական բնութագրիչներ՝ հանգույցների միջին աստիճանը, 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակը, 4 երկարությամբ ցիկլերի քանակը, միջին ճանապարհային երկարությունը և կլաստերացման գլոբալ գործակիցը,
- բաշխումներ՝ հանգույցների աստիճանների բաշխումը, կլաստերացման տեղային գործակցի բաշխումը և կապակցվածության բաղադրիչների բաշխումը:

Աղյուսակ 4.1

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կառուցման պարամետրերի՝ b ճյուղավորման ինդեքսի, Γ հիերարխիայի մակարդակի, N գեներացված ցանցի չափի և μ խտության պարամետրի այն արժեքները, որոնց համար կատարվել են փորձարարական հետազոտությունները

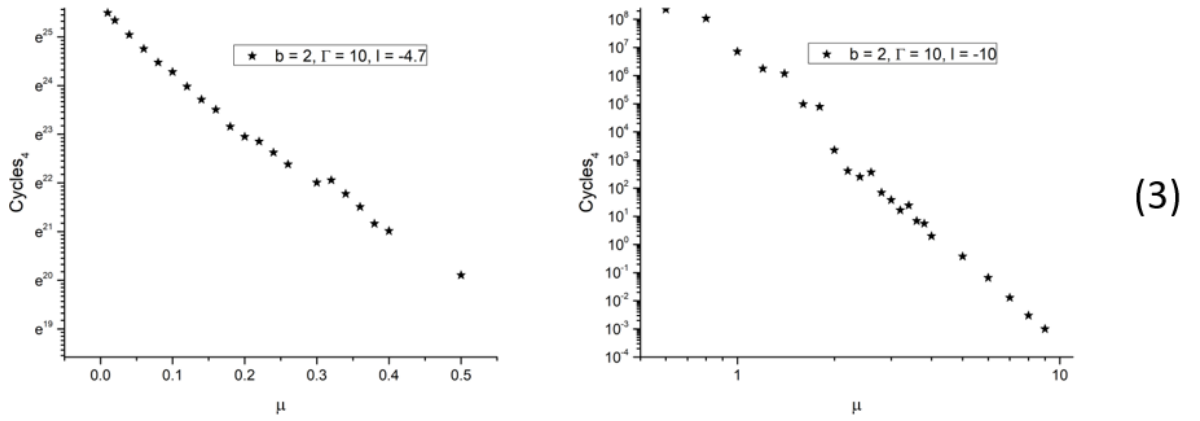
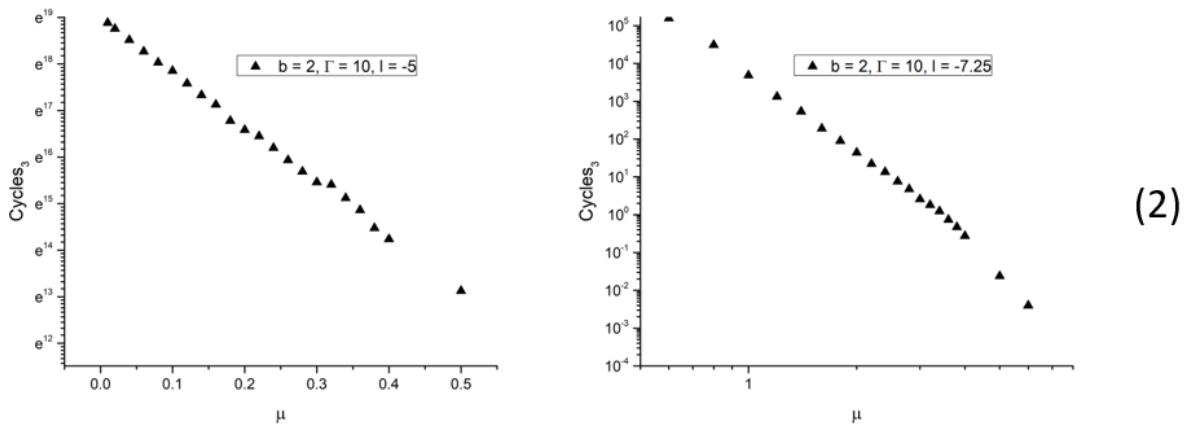
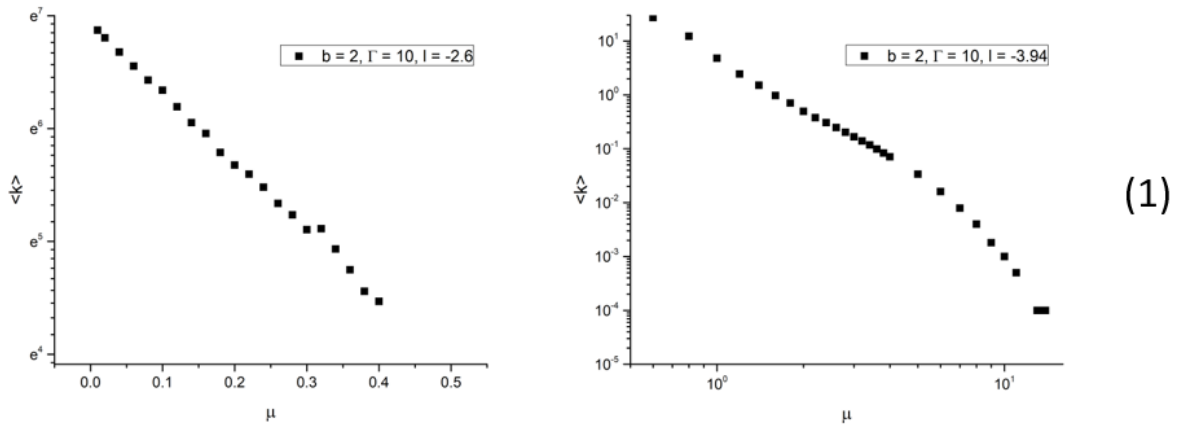
Օրինակների քանակ		Γ	N	μ
10^3		{10,11, ...,20}	{1 024, 2 048, ..., 1 048 576}	0-ից
		{6, 7, ...,14}	{729, 2 187, ...,4 782 969 }	
		{4,5, ...,9}	{625, 3 125, ..., 1 953 125 }	10
		{3,4, ...,8}	{343, 2 411, ..., 5 764 801}	

4.1. Գլոբալ տոպոլոգիական բնութագրիչների հետազոտությունը

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի **հանգույցի միջին աստիճանի՝ $\langle k \rangle$ -ի**, ուսումնասիրությունը ցույց է տալիս, որ վերջինիս արժեքը μ -ի աճին զուգընթաց

նվազում է, ընդ որում, գոյություն ունի μ -ի սահմանային արժեք՝ μ^{Global_c} , որը որոշում է հանգույցի միջին աստիճանի պահել աճի հետևյալ փոփոխությունը (գրաֆիկ 4.1-1).

- $\mu \leq \mu^{Global_c}$ արժեքների դեպքում հանգույցի միջին աստիճանի արժեքը նվազում է ցուցչային օրենքով՝ $\langle k \rangle \sim e^{-l\mu}$,
- $\mu > \mu^{Global_c}$ արժեքների դեպքում հանգույցի միջին աստիճանի արժեքը նվազում է աստիճանային օրենքով՝ $\langle k \rangle \sim \mu^{-l}$,



Պր. 4.1. $b = 2$ և $\Gamma = 10$ կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի (1) հանգույցի միջին աստիճանի, (2) 3 եռանկյունաձև օբյեկտի քանակի և (3) 4 եռանկյունաձև օբյեկտի քանակի օրինակները:

- μ -ի որոշակի արժեքից հետո, որը բոլոր հետազոտված ցանցերի համար չի գերազանցում 10, ցանցում գործնականում բացակայում են կապերը, հետևաբար հանգույցի միջին աստիճանը ընդունում է 0 արժեքը:

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերում μ -ի նույն՝ μ_{Global_c} սահմանային արժեքի նկատմամբ նմանատիպ պահելածն են դրսևորում նաև **3 երկարություն (Cycles₃)** և **4 երկարություն ցիկլերի (Cycles₄)** քանակների արժեքները՝ վերջիններս նվազում են սկզբում ցուցչային օրենքով, այնուհետև՝ աստիճանային (գրաֆիկ 4.1-2, 4.1-3) և ի վերջո ընդունում են 0 արժեքը:

Չնայած նրան, որ μ_{Global_c} սահմանային արժեքը տարբերվում է տարբեր ճյուղավորման ինդեքս և հիերարխիկ մակարդակ ունեցող ցանցերի համար, սակայն հատկանշական է, որ այն ի հայտ է գալիս ուսումնասիրված բոլոր ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերում:

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի **միջին ճանապարհային երկարություն՝ $\langle d \rangle$ -ի**, ուսումնասիրությունը ցույց է տալիս, որ μ -ի նույն՝ μ_{Global_c} սահմանային արժեքը որոշում է դրա պահելածնի հետևյալ փոփոխությունը (գրաֆիկ 4.2).

- $\mu \leq \mu_{Global_c}$ արժեքների դեպքում միջին ճանապարհային երկարություն արժեքն աճում է աստիճանային օրենքով՝ $\langle d \rangle \sim \mu^l$,
- $\mu > \mu_{Global_c}$ արժեքների դեպքում միջին ճանապարհային երկարություն արժեքը սկսում է նվազել աստիճանային օրենքով՝ $\langle d \rangle \sim \mu^{-l}$,
- μ -ի որոշակի արժեքից հետո, որը բոլոր հետազոտված ցանցերի համար չի գերազանցում 10, միջին ճանապարհային երկարությունն ընդունում է 0 արժեքը:

Հանգույցի միջին աստիճանի, 3 և 4 երկարությամբ ցիկլերի քանակների մոնոտոն նվազումը ցանցի μ խտության պարամետրի արժեքի աճին զուգընթաց բացատրվում է նրանով, որ μ -ի աճը, ըստ (2.14) բանաձևի, հանգեցնում է երկու հանգույցի միջև կապի առաջացման հավանականության նվազման:

Ինչ պես արդեն նշվեց, միջին ճանապարհային

Երկարության արժեքը μ -ի անհիս գույքնաք, միառժամանակ

աճուժ է, հետո միայն սկսում նվազել, ինչը բացարժեղում է

բւոկ-հիերարխիկ

ցանցի

կառուցման

գործընթացի

առանձնահատկությունը. μ -ի անհիս գույքը նախ փոքրանում է

վերևի

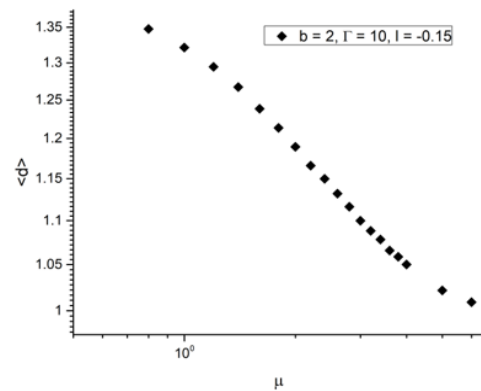
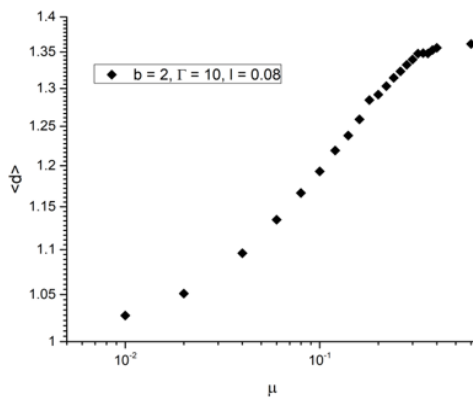
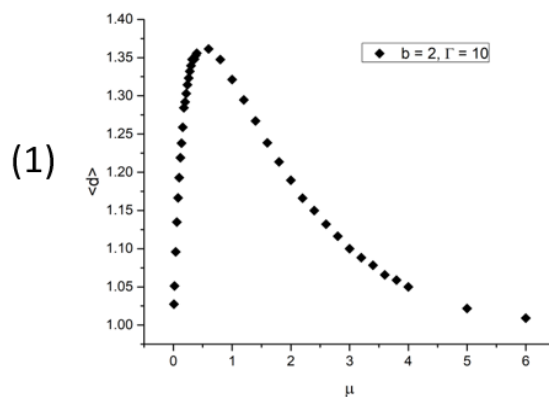
մակարդակների

կլաստերների

կապակցման

հավանականությունը, իսկ դա հանգեցնում է նրան, որ

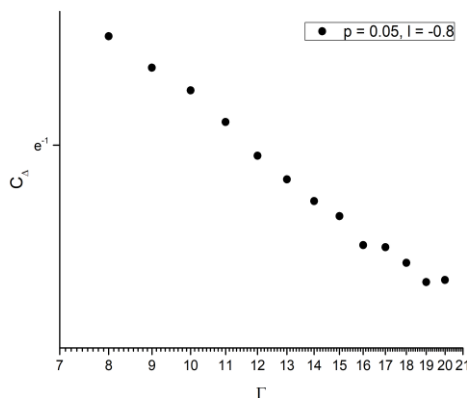
հազնույցների միջև եղած կարճագույն ճանապարհների երկարությունները, հետևաբար նաև դրանց միջինը, աճում են: Բայց այս երևույթը շարունակվում է այնքան, քանի դեռ μ -ն չի մեծացել (իսկ հանգույցների կապակցման հավանականությունը չի փոքրացել) այնքան, որ նաև ներքևի մակարդակների կլաստերների կապակցման հավանականությունը սկսի փոքրանալ: Այդ արժեքին



Գր. 4.2. $b=2$ և $\Gamma=10$ կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի (1) միջին ճանապարհային երկարությունը և ստեռի կախումը μ -ից: (2) ստորհամապիսիվ մեծության (3) հասնելուց հետո, միջին ճանապարհային երկարությունը նույնպես սկսում է նվազել, որովհետև հանգույցների միջև գոյություն ունեցող ճանապարհների քանակն է քչանում: μ -ի այդ արժեքը հենց μ_{Global_c} -ն է:

$\mu Global_c$ սահմանային արժեքի ի հայտ գալն իմաստալից է դարձնում դիտարկել **կլաստերացման գլոբալ գործակցի** արժեքը հենց այդ կետում՝ տարբեր չափեր ունեցող ցանցերի համար: Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցի չափի փոփոխության կարելի է հասնել՝ հաստատուն պահելով ճյուղավորման ինդեքսի արժեքը և փոփոխելով հիերարխիկ մակարդակը՝ Γ -ն:

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կլաստերացման գլոբալ գործակցի՝ C_Δ -ի, ուսումնասիրությունը $\mu Global_c$ արժեքում ցույց է տալիս, որ դրա արժեքը նույն ճյուղավորման ինդեքսով ցանցերի համար



Չր. 4.3. $b = 2$ ճյուղավորման ինդեքսով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կլաստերացման գլոբալ գործակցի արժեքի փոփոխությունը՝ կախված Γ հիերարխիկ մակարդակից, $\mu Global_c$ նվազում է ցուցչային օրենքով՝ $C_\Delta \sim \Gamma^{-l}$ կախված Γ հիերարխիկ մակարդակից (գրաֆիկ 4.3):

Առյուսակ 4.2-ում բերված են ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի գլոբալ բուժագրիչների

ուսումնասիրության ընթացքում դուրս բերված $\mu_{cglobal}$ սահմանային արժեքները՝ $b = 2$ ճյուղավորման ինդեքսի և տարբեր հիերարխիայի մակարդակների ($\Gamma = 10, 17, 20$) համար, ինչպես նաև հանգույցների միջև կապի առաջացման հավանականությունները՝ հաշվարկված (2.14) բանաձևով:

Աղյուսակ 4.2

μ_{Global_c} արժեքը և համապատասխան p_{Global_c} հավանականությունը՝ հաշվարկված (2.14) բանաձևով $b = 2, \Gamma = 10, 17, 20$ կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի համար

	N	μG	pG
	1 024	0.5	≈ 0
	131 072	0.2	≈ 0
	1 048 576	0.2	≈ 0

4.2. Աստիճանների բաշխման հետազոտությունը

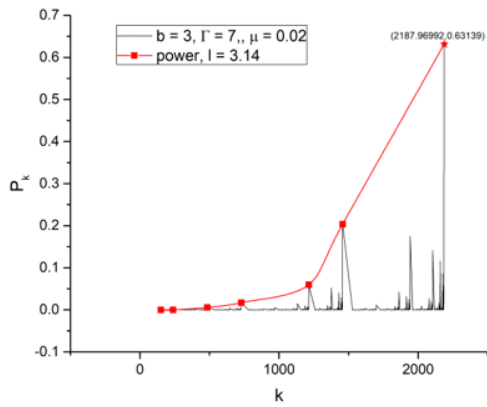
Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի **հանգույցների աստիճանների բաշխման՝ P_k -ի**, ուսումնասիրությունը ցույց է տալիս, որ կարելի է առանձնացնել խտության պարամետրի 2 սահմանային կետ՝

$\mu Degree_{c1}$ և $\mu Degree_{c2}$, որոնք որոշում են P_k -ի տարբեր պահել ան (գրաֆիկ 4.4-1-6): Այսպես, խտություն պարամետրի 0-ին մոտ արժեքների համար, ինչը համապատասխանում է հանգույցների միջև կապի առաջացման հավանականության 1-ին մոտ ինտելուս, հանգույցների աստիճանները բաշխված են հետևյալ կերպ հանգույցի մինչև $N/2$ աստիճաններ ունենալու հավանականությունները շատ մոտ են 0-ի, $N/2$ -ից մինչև N աստիճան ունենալու հավանականությունների մեջ սկսում են ձևավորվել գագաթնակետեր, որոնք քիչ են, բայց համապատասխանում են բարձր մակարդակներում կլաստերների միջև կապեր առաջանալու երևույթին: Իսկ առավելագույն աստիճան՝ N -ի կարգի աստիճան ունենալու հավանականությունը հանգույցի համար մոտ է 0,5-ին: Եթե դիտարկենք տեղային մաքսիմումների կետերը, ապա կարելի է տեսնել, որ դրանք աճում են աստիճանային օրենքով: Այլ կերպ ասած՝ հանգույցների աստիճանների բաշխման գործում որոշիչ դեր ունեն այն կապերը, որոնք առաջանում են բարձր մակարդակներում, քանի որ դրանց առաջացումը հանգեցնում է հանգույցի աստիճանի կտրուկ աճի:

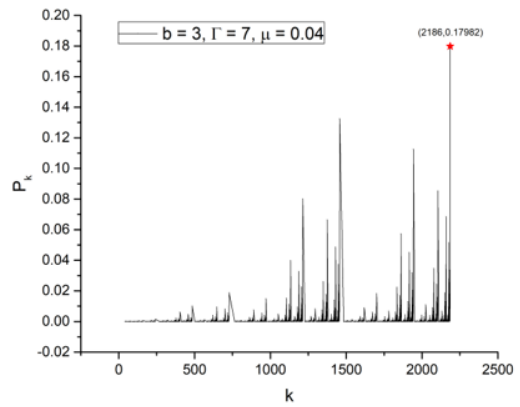
Հենց դրանով է բացատրվում տեղային մաքսիմումների ձևավորումը: Ինչքան μ -ի արժեքը մոտենում է $\mu Degree_{c1}$ -ին, այնքան ավելի է փոքրանում N -ի կարգի աստիճան ունեցող հանգույցների ի հայտ գալու հավանականությունը, և մեծանում է $N/2$ -ի կարգի աստիճանների ի հայտ գալու հավանականությունը: Չնայած դրան՝ նույնիսկ $\mu Degree_{c1}$ -ին մոտ արժեքների համար հատկանշական է տեղային մաքսիմումների աստիճանային աճ:

μ -ի $\mu Degree_{c1}$ արժեքին հասնելուց հետո սկսվում է անցումային փուլ, որտեղ ձևավորվում է տեղային մաքսիմումների գագաթնակետի առաջացում $N/2$ աստիճանի շուրջը: Սակապի առաջացման այն հավանականային միջակայքն է, որտեղ արդեն ամենավերևի մակարդակում կապի առաջացումը քիչ հավանական երևույթ է, ինչի հետևանքով հանգույցների աստիճանները բաշխվում են հետևյալ կերպ. $N/2$ կարգի աստիճան ունեցող հանգույցների ի հայտ գալու հավանականությունը համեմատական կարգով ամենամեծն է, չնայած բացարձակ արժեքով փոքր է, մոտ $0,03$ -ին: μ -ի $\mu Degree_{c2}$ -ին մոտենալուս գուգահեռ, մաքսիմալ աստիճանին համապատասխանող գագաթնակետը սկսում է շարժվել դեպի ձախ, այսինքն փոքրանում է:

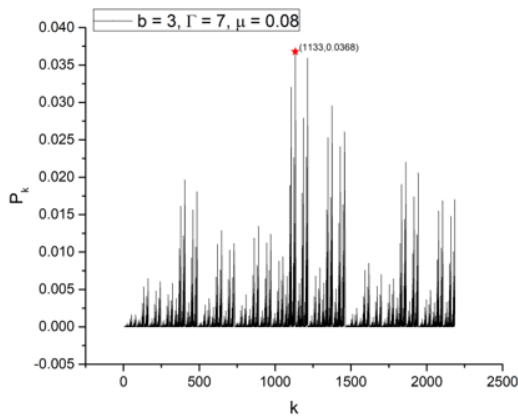
μ -ի $\mu Degree_{c2}$ արժեքը անցնելուց հետո ստեղծվում է այնպիսի իրավիճակ, որում հետզհետե ավելի ու ավելի փոքր աստիճանների ի հայտ գալու հավանականությունն է մեծանում, իսկ տեղային մաքսիմումները գնալով մոտենում են 0 արժեքին: Սա բացատրվում է նրանով, որ կապի հավանականության նվազմանը գուգընթաց, վերևի մակարդակներում դադարում է կապերի առաջանալը, կապեր ձևավորվում են միայն ներքևի մակարդակներում: Սա ի վերջո հանգեցնում է այնպիսի վիճակի, որ տեղային մաքսիմումների արժեքները սկսում են նվազել արդեն ցուցչային օրենքով: Հետզհետե աճում է 0 -ին մոտաստիճան ունեցող հանգույցների ի հայտ գալու հավանականությունը, մինչև ի վերջո հասնում է 1 -ին:



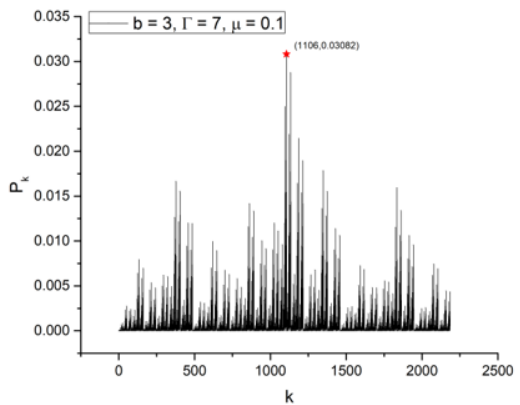
(1)



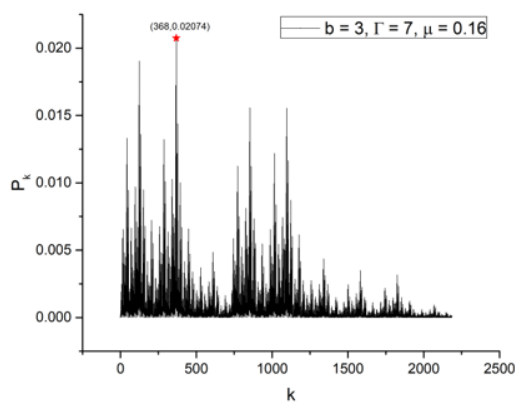
(2)



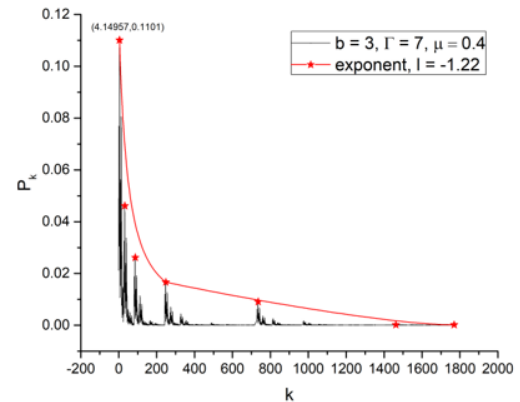
(3)



(4)



(5)



(6)

Գր. 4.4. $b = 3$ և $\Gamma = 7$ կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի հանգույցների աստիճանների բաշխման ձևափոխությունը՝ կախված μ -ից: (1) և (2) աստիճանային օրենքով աճող տեղային մաքսիմումների միջակայք, (3) և (4) տեղային

Ամփոփելով վերը նկարագրվածը՝ կարելի է ասել, որ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի հանգույցների աստիճանների բաշխման համար կարելի է

առանձնացնել խտություն պարամետրի 2 սահմանային կետ՝ $\mu Degree_{c1}$ և $\mu Degree_{c2}$, որոնք որոշում են P_k -ի տարբեր պահել աներ.

- $\mu < \mu Degree_{c1}$ արժեքների դեպքում P_k -ի տեղային մաքսիմումների արժեքները աճում են, ընդ որում աճը կատարվում է աստիճանային օրենքով՝ $P_{kmax} \sim k^l$,
- $\mu Degree_{c1} < \mu < \mu Degree_{c2}$ անցումային միջակայքում ի հայտ է գալիս տեղային մաքսիմումների գագաթնակետ, որը համապատասխանում է $N/2$ կարգի աստիճան ունեցող հանգույցների ի հայտ գալու հավանականությանը,
- $\mu > \mu Degree_{c2}$ արժեքների դեպքում P_k -ի տեղային մաքսիմումների արժեքները սկսում են նվազել ցուցչային օրենքով՝ $P_{kmax} \sim e^{-lk}$,
- μ -ի որոշակի արժեքից հետո, որը բոլոր հետազոտված ցանցերի համար չի գերազանցում 10, կամայականորեն ընտրված հանգույցը միշտ ունենում է ճիշտ 0 հարևաններ:

Աղյուսակ 4.3-ում բերված են ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի հանգույցների աստիճանների բաշխման ուսումնասիրության ընթացքում դուրս բերված $\mu Degree_{c1}$ և $\mu Degree_{c2}$ սահմանային արժեքները $b = 3$ ճյուղավորման ինդեքսի և տարբեր հիերարխիայի մակարդակների ($\Gamma = 7, 10, 14$) համար, ինչպես նաև հանգույցների միջև կապի առաջացման հավանականության ունենելը՝ հաշվարկված (2.14) բանաձևով:

Աղյուսակ 4.3

$\mu Degree_{c1}$ և $\mu Degree_{c2}$ արժեքներն ու համապատասխան $pDegree_{c1}$ և $pDegree_{c2}$ հավանականությունները՝ հաշվարկված (2.14) բանաձևով $b = 3, \Gamma = 7, 10, 14$ կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի համար

	N	μDeg	$pDeg$	μDeg	$pDeg$
	2 18	0.08	$\approx 0.$	0.16	$\approx 0.$
	59 0	0.05	$\approx 0.$	0.11	$\approx 0.$
	4 78	0.03	$\approx 0.$	0.077	$\approx 0.$

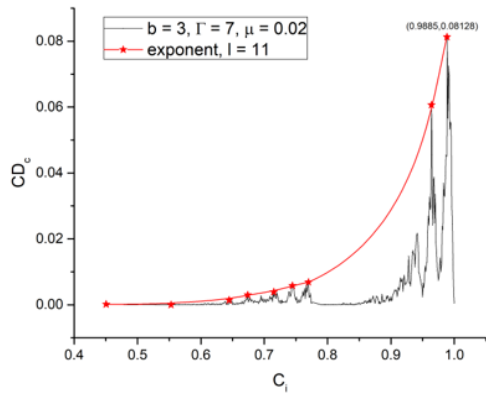
4.3. Կլաստերացման գործակիցների բաշխման հետազոտումը

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի **կլաստերացման տեղային գործակիցների բաշխման՝ CD_c -ի**, ուսումնասիրությունը ցույց է տալիս, որ կարելի է առանձնացնել խտության պարամետրի 2 սահմանային կետ՝ $\mu Cluster_{c1}$ և $\mu Cluster_{c2}$, որոնք որոշում են CD_c -ի տարբեր պահել ան (գրաֆիկ 4.5-1-6): Այսպես, μ -ի 0-ին մոտ արժեքների համար մեծ է հավանականությունը շատ բարձր կլաստրիզացման տեղային գործակից ունեցող հանգույցների ի հայտ գալը (գրաֆիկ 4.5-1, 2-ի վրանշված է աստղանիշով), ինչը վկայում է այն մասին, որ ցանցի հանգույցները մեծ հավանականությամբ հանդիսանում են որևէ լրիվ ենթացանցի (կլիկ) մաս: Այս միջակայքում ցածր կլաստերացման տեղային գործակից ունենալու հավանականությունը 0-ին մոտ է, այսինքն՝ առանձնացված հանգույցների ի հայտ գալու երևույթը քիչ հավանական է: μ -ի աճին զուգընթաց, մեծագույն կլաստերացման տեղային գործակցի արժեքը սկսում է անկում ապրել (գրաֆիկի վրա շարժվում է դեպի ձախ հորիզոնական առանցքով և իջնում՝ ուղղահայացով), ընդ որում փոքրանում է և՛ մեծագույն

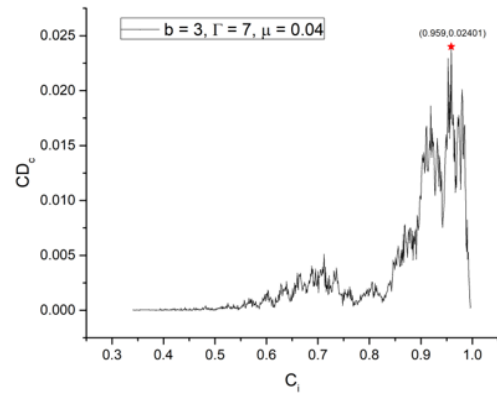
կլաստերացման գործակցի արժեքը, և՛ այդ արժեքը ունեցող հանգույցների քանակը:

μ -ի $\mu Cluster_{c1}$ արժեքին հասելուց հետո սկսվում է անցումային փուլ, որտեղ ձևավորվում է այնպիսի երևույթ, երբ որևէ հանգույցի կլաստերացման տեղային գործակցի 1 արժեքը ունենալու հավանականությունը սկսում է աճել (գրաֆիկ 4.5-3, 4-ի վրա նշված է աստղանիշով), իսկ մնացած հատվածում մեծագույն արժեքը ներկայացնող կետը շարունակում է իր շարժվումը ձախհորիզոնական առանցքով և ներքև՝ ուղղահայացով:

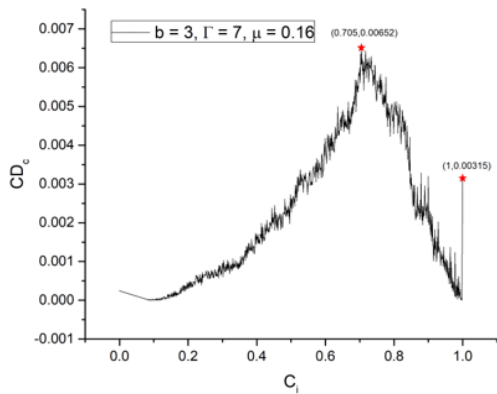
μ -ի $\mu Cluster_{c2}$ արժեքին մոտենալուն գուզընթաց սկսում է առանձնանալ ևս մի կարևոր կետ՝ 0-ին մոտ կլաստերացման տեղային գործակցով հանգույցների (գրաֆիկ 4.5-5, 6-ի վրա աստղանիշով նշված են երկու կետերը) առաջացման հավանականությունը: Ընդ որում, մնացած բոլոր գործակիցների ի հայտ գալու հավանականությունը մոտենում է 0-ին:



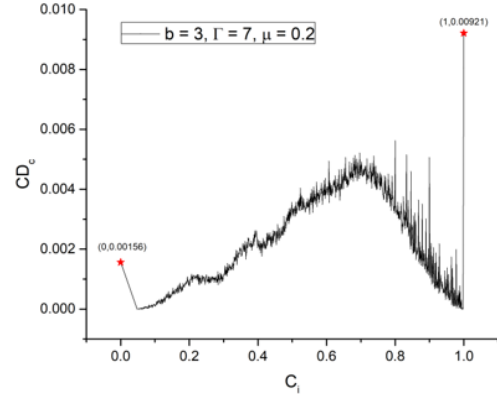
(1)



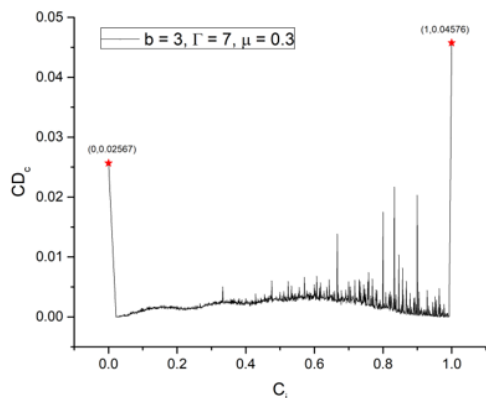
(2)



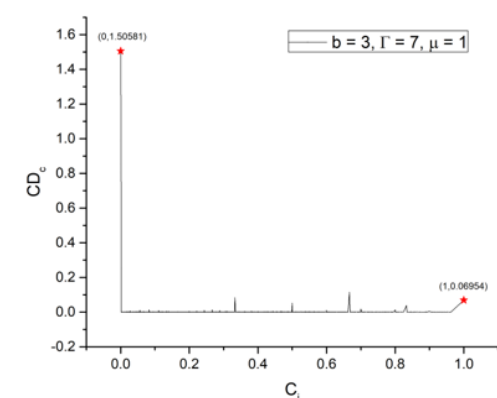
(3)



(4)



(5)



(6)

Պր. 4.5. $b = 3$ և $\Gamma = 7$ կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կլաստերացման տեղային առձանհանեռու ստիլանտի ճկահոնու թուևո՝ կախումս μ -ից

Ամփոփելով վերը նկարագրված պահելածևը՝ կարելի է ասել, որ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կլաստերացման տեղային գործակցի բաշխման համար հնարավոր է առանձնացնել $\mu Cluster_{c_1}$ և $\mu Cluster_{c_2}$ սահմանային կետեր այնպիսիք, որ.

- $\mu < \mu_{Cluster_{c1}}$ արժեքների դեպքում CD_c -ն ունի կլաստերացման տեղային գործակցի առավելագույն 1 արժեքի հայտգալումեծ հավանականություն,
 - $\mu_{Cluster_{c1}} < \mu < \mu_{Cluster_{c2}}$ անցումային միջակայքում կլաստերացման տեղային գործակցի առավելագույն արժեքը ոչ միայն փոքրանում է, այլ նաև սկսում է հանդիպել ավելի հազվադեպ,
 - $\mu > \mu_{Cluster_{c2}}$ արժեքների դեպքում արդեն ի հայտ են գալիս երկու որոշիչ կետեր՝ 0 և 1 կլաստերացման գործակցով հանգույցների հայտգալում հավանականություններ, իսկ մնացած հավանականությունները մոտենում են 0-ին, կորը հարթվում է,
 - μ -ի որոշակի արժեքից հետո, որը բոլոր հետազոտված ցանցերի համար չի գերազանցում 10, կամայականորեն ընտրված հանգույցը միշտ ունենում է 0 հարևաններ և 0 կլաստերացման տեղային գործակցից:

Աղյուսակ 4.4-ում բերված են ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կլաստերացման տեղային գործակցի ցանցերի բաշխման ուսումնասիրության ընթացքում դուրս բերված $\mu_{Cluster_{c1}}$ և $\mu_{Cluster_{c2}}$ սահմանային արժեքները $b = 3$ ճյուղավորման ինդեքսի և տարբեր հիերարխիկ մակարդակների ($\Gamma = 7, 10, 14$) համար, ինչպես նաև հանգույցների միջև կապի առաջացման հավանականությունները՝ հաշվարկված (2.14) բանաձևով:

Աղյուսակ 4.4

$\mu Cluster_{c1}$ և $\mu Cluster_{c2}$ սահմանային արժեքները և համապատասխան $pCluster_{c1}$ և $pCluster_{c2}$ հավանականությունները՝ հաշվարկված (2.14) բանաձևով $b = 3, \Gamma = 7, 10, 14$ կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար բլոկ հիերարխիկ ցանցերի համար

	N	μClu	$pClu$	μClu	$pClu$
	2 18	0.16	≈ 0.3	0.3	≈ 0.3
	59 0	0.11	≈ 0.3	0.20	≈ 0.3
	4 78	0.07	≈ 0.3	0.14	≈ 0.3

4.4. Կապակցված ության բաղադրիչների բաշխման հետազոտումը

Ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կապակցված ության բաղադրիչների բաշխման՝ $ConD_s$ -ի, վարքի վերլուծությունը ցույց տվեց, որ կարելի է առանձնացնել խոռոչյան պարամետրի 2 սահմանային կետ՝ μCon_{c1} և μCon_{c2} , որոնք որոշում են $ConD_s$ -ի տարբեր պահելի անկեր (գրաֆիկ 4.6-1-3) [42].

- $\mu < \mu Con_{c1}$ արժեքների դեպքում $ConD_s$ բաշխման գրաֆիկն աճում է, ընդ որում՝ աստիճանային օրենքով՝ $ConD_s \sim s^l$, որտեղ s -ը կապակցված ության բաղադրիչի չափն է,
- $\mu Con_{c1} < \mu < \mu Con_{c2}$ արժեքների դեպքում $ConD_s$ բաշխման գրաֆիկի վրա հայտ է գալիս գագաթնակետ, որը որոշում է այն կապակցված ության բաղադրիչի չափը, որն ի հայտ է գալիս մյուսներից հաճախ,
- $\mu > \mu Con_{c2}$ արժեքների համար $ConD_s$ բաշխումը սկսում է նվազել աստիճանային օրենքով՝ $ConD_s \sim s^{-l}$,

- μ -ի որոշակի արժեքից հետո, որը բոլոր հետազոտված ցանցերի համար ξ ի գերազանցում 10, ցանցը տրոհվում է առանձնացված հանգույցների:

Կապակցվածության բաղադրիչների վարքը ուսումնասիրության գործընթացում ցանցի խտության պարամետրի փոքր աճի դեպքում, ինչը համապատասխանում է հանգույցների միջև կապի հավանականության 1-ին մոտ լինելուն (հետևում է (2.14) բանաձևից), ցանցը չնայած մնում է խիտ, բայց միանգամից կորցնում է կապակցվածությունը: Այս վարքը բացատրվում է նրանով, որ վերևի մակարդակում կապակցման բացակայությունը բլոկ-հիերարխիկ ցանցում բերում է առանձնացված բաղադրիչների ի հայտ գալուն: Գրաֆիկ 4.6-1-ում երևում է, որ $\mu < \mu_{Con_{c1}}$ արժեքների համար գործնականում միշտ 1-ին մոտ հավանականությամբ առանձնանում է հսկա (գիգանտ) կապակցվածության բաղադրիչ, որն ունի ցանցի չափի կարգ, իսկ մյուս՝ ավելի փոքր չափերի բաղադրիչների քանակը մոտ է 0-ին: Ինչքան μ -ն մոտենում է $\mu_{Con_{c1}}$ արժեքին, այնքան ավելի է մեծանում է ցանցի չափի համեմատ փոքր կապակցվածության բաղադրիչների քանակը: Յենց դրա հետ է կապված այն, որ գրաֆիկի թեքության անկյունը հետզհետե ավելի քիչ կտրուկ է դառնում: Բայց ամեն դեպքում նույնիսկ $\mu_{Con_{c1}}$ -ին մոտիկ արժեքների համար հսկա (գիգանտ) բաղադրիչի առաջացման հավանականությունը մնում է ավելի մեծ, քան մնացածինը գումարային:

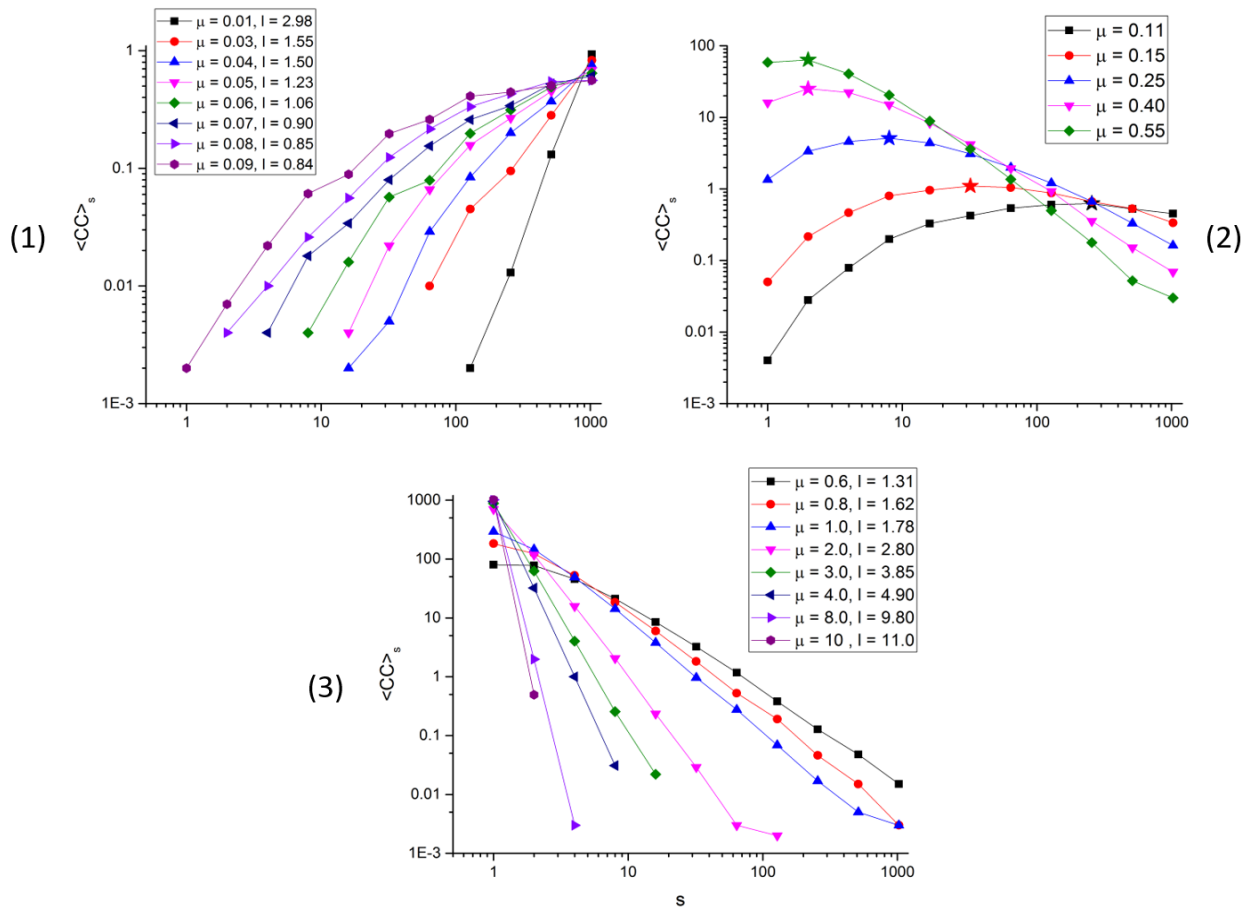
Իրավիճակը փոխվում է $\mu_{Con_{c1}}$ արժեքին հասնելուց հետո. սկսվում է այսպես կոչված անցումային փուլը: Գրաֆիկի վրա առաջանում է գագաթնակետ, այսինքն ցանցի չափից փոքր կարգի կապակցվածության բաղադրիչի ի հայտ գալը դառնում է ավելի

ու ավելի հավանական: μ -ի փոփոխության ամեն քայլում պիկը ի հայտ է գալիս ավելի փոքր բաղադրիչի համար: Այլ կերպասած՝ կապակցվածության բաղադրիչների բաշխման համար հետզհետե ավելի որոշիչ են դառնում այն կապերը, որոնք ի հայտ են գալիս ավելի ու ավելի ցածր մակարդակում: Օրինակ, գրաֆիկ 4.6-2-ում երևում է, որ $\mu = 0.11$ -ի համար որոշիչ կապերը ի հայտ են գալիս ութերորդ մակարդակում (մեծագույն բաղադրիչի չափը $2^8 = 256$ է), $\mu = 0.15$ -ի համար՝ հինգերորդ մակարդակում, իսկ արդեն $\mu = 0.55$ -ի համար՝ արդեն առաջին մակարդակում, այսինքն՝ մեծ է գույգերի՝ կապերի, ի հայտ գալու հավանականությունը:

μCon_{c2} արժեքից հետո արդեն կարելի է տեսնել լրիվ անցում հետևյալ վարքին. փոքրանում է հսկա (գիգանտ) բաղադրիչի առաջացման հավանականությունը (մոտ է 0-ին), և շատ են փոքր բաղադրիչները: μ -ի աճին զուգընթաց մեծ չափերի բաղադրիչները նդհանրապես դադարում են ի հայտ գալ: Գրաֆիկ 4.6-3-ում երևում է, որ աստիճանաբար վերանում են 512, 256, 128 և այլն չափերի բաղադրիչները: Արդեն μCon_{c2} արժեքի համար ցանցը հասնում է այնպիսի վիճակի, որ նույնիսկ գույգերի՝ կապերի ի հայտ գալու հավանականությունը մոտենում 0-ին, այսինքն՝ ցանցը տրոհվում է առանձնացված հանգույցների:

Կապակցվածության բաղադրիչների բաշխման ողջ նկարագրված պահելածնը տարբերվում է համապատասխան վարքից դասական ցանցերի համար: Նախ՝ կապակցված վիճակին հասնելը ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի համար տեղի է ունենում կապի հավանականության 1-ին մոտենալիս, և երկրորդը՝ կապակցված վիճակին հասնելու ճանապարհին

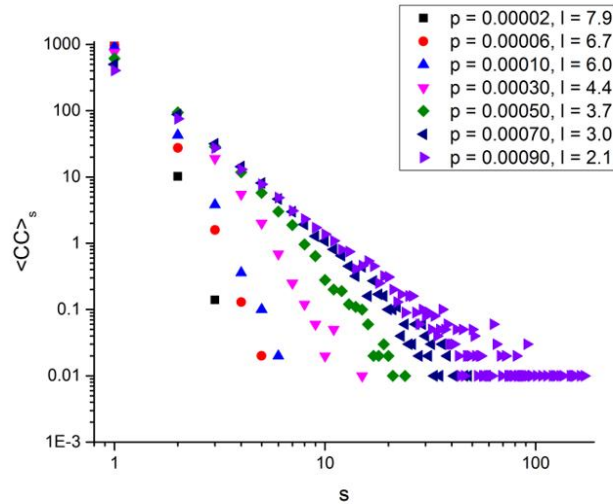
կապակցված ության բաղադրիչների բաշխումը հիմնովին



Գր. 4.6. $b = 2$ և $\Gamma = 10$ կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կապակցված ության բաղադրիչների բաշխման ձևափոխությունը՝ կախված μ -ից. (1) աստիճանային աճի փոփոխում է իր վարքը μCon_{c1} և μCon_{c2} արժեքների շուրջ:

Այդ ուսակ 4.5-ում բերված են ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի կապակցված ության բաղադրիչների բաշխման ուսումնասիրության ընթացքում դուրս բերված μCon_{c1} և μCon_{c2} սահմանային արժեքները՝ $b = 2$ ճյուղավորման հնդեքսի և տարբեր հիերարխիայի մակարդակների ($\Gamma = 10, 17, 20$)

համար, ինչպես նաև հանգույցների միջև կապի առաջացման հավանականությունները՝ հաշվարկված (2.14) բանաձևով:



Պր. 4.7. $N = 1024$ չափի Erdős-Rényi մոդելի համար կապակցվածություն և բաղադրիչների բաշխման աստիճանային նվազումը ենթասահմանային փոփոխում, որը այդ N -ի դեպքում $p \leq \frac{1}{N} \approx 0,00097$ է

Աղյուսակ 4.5

μCon_{c1} և μCon_{c2} արժեքներն ու համապատասխան $p Con_{c1}$ և $p Con_{c2}$

հավանականությունները՝ հաշվարկված (2.14) բանաձևով $b = 2, \Gamma = 10, 17, 20$

կառուցման պարամետրերով ռեգուլյար և հիերարխիկ ցանցերի համար, ինչպես նաև Erdős-Rényi մոդելի համար սահմանային հավանականության արժեքները ($1/N$)

	N	μ	p	μ	$p Con$	$1/N$
	1 024	0	\approx	0	$\approx 0,0$	$\approx 9,7 *$
	131 0	0	\approx	0	$\approx 0,0$	$\approx 7,6 *$
	1 048	0	\approx	0	$\approx 0,0$	$\approx 9,5 *$

Եզրակացություն 4-րդ գլխի վերաբերյալ

1. Ռեգուլյար բևեռ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տարվոգիական բևեռազրիչների ուսումնասիրության նպատակով *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի միջոցով իրականացվել են հենքային հետազոտություններ *RBH* մոդելի «բուրբուռ բուրբիս» կապակցման տեսակով ցանցերի հավաքածուների համար՝ ճյուղավորման ինդեքսի (*b*) և հիերարխիայի մակարդակի (Γ) տարբերարժեքներով:
2. Ուսումնասիրվել են հանգույցի միջին աստիճանը, 3 և 4 երկարությամբ ցիկլերի քանակները, միջին ճանապարհային երկարությունը, կլաստերացման գլոբալ գործակիցը, հանգույցների աստիճանների բաշխումը, կլաստերացման տեղային գործակիցների բաշխումը և կապակցվածության բաղադրիչների բաշխումը:
3. Ուսումնասիրված գլոբալ տարվոգիական բևեռազրիչների համար փորձարարական եղանակով ցույց է տրվել, որ ի հայտ է գալիս μ խտության պարամետրի $\mu Global_c$ սահմանային արժեք, որով որոշվում է դրանց վարքերի փոփոխությունները:
4. Հանգույցների աստիճանների բաշխման համար էքսպերիմենտալ եղանակով ցույց է տրվել, որ ի հայտ են գալիս μ խտության պարամետրի սահմանային $\mu Degree_{c1}$ և $\mu Degree_{c2}$ արժեքներ, որոնցով որոշվում են դրավարքի փոփոխությունները:
5. Կլաստերացման տեղային գործակիցների բաշխման համար էքսպերիմենտալ եղանակով ցույց է տրվել, որ ի հայտ են գալիս μ խտության պարամետրի $\mu Cluster_{c1}$ և $\mu Cluster_{c2}$ սահմանային արժեքներ, որոնցով որոշվում են դրավարքի փոփոխությունները:

6. Կապակցվածության բաղադրիչների բաշխման համար էքսպերիմենտալ եղանակով ցույց է տրվել, որի հայտեն գալիս μ խտության պարամետրի սահմանային μCon_{c1} և μCon_{c2} արժեքներ, որոնցով որոշվում են դրա վարքի փոփոխությունները:

ԱՄՓՈՓՈՒՄ

Սույն ատենախոսությունը նվիրված է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգին, որի նպատակն է ընդհանրապես պատահական ցանցերի և առավել էֆեկտիվ բլոկ-հիերարխիկ դասի պատահական ցանցերի միջարք հետազոտությունների սիստեմի ավտոմատացումը:

1. Բերվել է պատահական ցանցերի հետազոտման խնդրի արդիականության և բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի միջոցով միջարք իրական բարդ համակարգեր (*WWW*, ինտերնետ, գիտական համագործակցությունների համակարգ, էներգամատակարարման համակարգեր, նեյրոնների ցանցեր, սպիտակուլցների ֆոլդինգ և այլն) ներկայացնելու ու դրանք ուսումնասիրելու անհրաժեշտության հիմնավորումը:
2. Ներկայացվել են ռեգուլյար և ոչ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի դասերը և դրանց համապատասխանող *RBH* ու *NRBH* մոդելները: Առաջարկվել

- Ե նոր տվյալների կառույց՝ կապակցվածության ծառ, բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի ներկայացման համար:
3. Մշակվել են ալգորիթմներ ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի հիմնական տոպոլոգիական բնութագրիչների՝ հանգույցի աստիճանի, հանգույցների միջև հեռավորության, կապերի քանակի, 3 երկարությամբ ցիկլերի քանակի, 4 երկարությամբ ցիկլերի քանակի, կլաստերացման տեղային և գլոբալ գործակիցների և կապակցվածության բաղադրիչների չափերի հաշվարկի համար, որոնք աշխատում են կապակցվածության ծառի հետ: Ցույց է տրվել այդ ալգորիթմների ճշտությունը, տրվել են բարդությունների գնահատականներ և բերվել է համեմատությունը հայտնի դասական ալգորիթմների բարդությունների գնահատականների հետ:
 4. Նախագծվել և իրականացվել է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգը, որը տալիս է հնարավորություն գեներացնելու *Erdős-Rényi*, *Watts-Strogatz*, *Barabási-Albert*, *RBH* և *NRBH* մոդելների պատահական ցանցեր և հաշվելու միջարք տոպոլոգիական բնութագրիչներ դրանց համար, ինչպես նաև ավտոմատացնում է պատահական ցանցերի միջարք հետազոտությունների տիպեր՝ հենքային, զարգացման, շեմային մեծության, ակտիվության տարածման և կառուցվածքային հետազոտություններ:
 5. Իրականացված *xRandNet* համակարգում իրականացվել են բլոկ-հիերարխիկ ցանցերի ներկայացման կապակցվածության ծառը և տոպոլոգիական բնութագրիչների հաշվարկի ալգորիթմները: Ցույց է տրվել այդ ալգորիթմների աշխատանքի էֆեկտիվությունը՝ հաշվարկային ժամանակների գնահատականներ տալով:
 6. Կատարվել է ռեգուլյար բլոկ-հիերարխիկ պատահական ցանցերի տոպոլոգիական բնութագրիչների

հետազոտություն *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի միջոցով: Նկարագրվել և հիմնավորվել են այդ դասին պատկանող ցանցերի հետևյալ տարվողիական բնութագրիչների վարքերը.

- հանգույցների միջին աստիճան և հանգույցների աստիճանների բաշխումը,
- կլաստերացման գլոբալ գործակից և կլաստերացման տեղային գործակիցների բաշխումը,
- միջին ճանապարհային երկարությունը,
- կապակցվածություն բաղադրիչների բաշխումը:

УТВЕРЖДАЮ

Директор
Федерального государственного
бюджетного учреждения науки
Института химической физики
им. Н.Н.Семенова Российской академии
наук (ИХФ РАН)
д.х.н., профессор



Надточенко В. А.

" 21 " мая 2018г.

В специализированный совет 032
"Управление и автоматизация"
Национального политехнического
института Армении

ул. Теряна 105, корп. 17,
0009 г. Ереван, Республика Армения

Акт

о внедрении результатов диссертационной работы
Кочарян Ани Гагиковны
«Разработка системы автоматизированного исследования
топологических характеристик блочно-иерархических сетей»

Настоящим подтверждается, что автоматизированная система xRandNet (Extended Random networks), спроектированная и разработанная в рамках диссертационной работы А. Г. Кочаряна "Разработка системы автоматизированного исследования топологических характеристик блочно-иерархических сетей", внедрена и используются в Институте химической физики им. Н.Н. Семенова Российской академии наук. Разработанная Кочарян А. Г. автоматизированная система позволила провести новаторские исследования и получить результаты фундаментальной значимости, относящиеся к свойствам иерархических сетей, условиям их формирования и возможности их использования в качестве моделей иерархически организованных систем естественного происхождения. Разработанная Кочарян А. Г. программная среда показала свою высокую эффективность и имеет широкий потенциал применения как в области компьютерного моделирования сложных систем физической, химической и биологической природы, так и в междисциплинарных фундаментальных и прикладных исследованиях.

Руководитель работ,
зав. лабораторией
теории сложных систем
ИХФ РАН
д.ф.м.н.

Аветисов В. А.

ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ

1. *Lloyd A. L., May R. M.* How viruses spread among computers and people // *Science*.-2001.-292.-5520.-P. 1316-1317.
2. *Albert R., Barabási A.L.* Statistical mechanics of complex networks // *Reviews of Modern Physics*.-2002.-74.-P. 47-97.
3. *Hufnagel L., Brockmann D., Geisel T.* Forecast and control of epidemics in a globalized world // *PNAS*.-2004.-101.-42.-P. 15124-15129.
4. *Barabási A.L., Oltvai Z. N.* Network Biology: Understanding the cell's functional organization // *Nature Reviews Genetics*.-2004.-5.-2.-P. 101-113.
5. *Giulia D. M.* Fitness model for the Italian interbank money market // *Physical Review E*.-2006.-74.-P. 066112-1-5.
6. *Hopkins A. L.* Network pharmacology // *Nature Biotechnology*.-2007.-25.-P. 1110-1111.
7. *Soramäki K.* The topology of interbank payment flows // *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*.-2007.-379.-1.-P. 317-333.
8. *Wang P., González M. C., Hidalgo C. A., Barabási A.L.* Understanding the Spreading Patterns of Mobile Phone Viruses // *Science*.-2009.-P. 1071-1076.
9. *Barabási A.L.* Bursts: The Hidden Pattern Behind Everything We Do // New York City, Penguin Group (USA) Inc.- 2010.-310 p.
10. *Barabási A.L., Gulbahce N., Loscalzo J.* Network medicine: a network-based approach to human disease // *Nature Reviews Genetics*.-2011.-12.-P. 56-68.
11. *Barzel B., Barabási A.L.* Universality in network dynamics // *Nature Physics*.-2013.-9.-P. 673-681.
12. *Barabási A.L.* Linked: How Everything is Connected to Everything Else and What It Means for Business, Science, and Everyday Life // New York, Basic Books.-2014, 294 p.
13. *Barabási A.L.* Network Science // Cambridge University Press.-2016, 475 p.
14. *Sporns O., Tononi G., Kötter R.* The Human Connectome: A Structural Description of the Human Brain // *PLoS Computational Biology*.-2005.-1.-4.-P. 245-251.

15. Some Physical Applications of Random Hierarchical Matrices / *Avetisov V.A., Bikulov A.Kh., Vasilyev O.A., et al.* // JETP.-2009.-109.-3.-P. 485-504.
16. On spectra of random hierarchical networks / *V.A. Avetisov, A.V. Chertovich, S.K. Nechaev, et al.* // Stat. Mech:Theory and Exper.-2009.-7.-P. xxx
17. *Avetisov V. A., Nechaev S. K., Shkarin A. B.* On the motifs distribution in random hierarchical networks // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications.-2010.-389.-24.-P. 5895-5902.
18. *Mirny L.A.* The fractal globule as a model of chromatin architecture in the cell // Chromosome Res.-2011 Jan.-19.-1.-P. 37-51.
19. *Moretti P., Muñoz M. A.* Griffiths phases and the stretching of criticality in brain networks. // Nature Communications.-2013.-4.-P. 2521-2547.
20. *Erdős P., Rényi A.* On random graphs // Publicationes Mathematicae.-1959.-6.-P. 290-297.
21. *Milgram S.* The Small World Problem // Psychology Today.-1967.-1.-1.-P. 61-67.
22. *Watts D.J., Strogatz S. H.* Collective Dynamics of small-world Networks // Nature.-1998.-393.-P. 440-442. (power)
23. *Barrat A., Weigt M.* On the properties of small-world network models // European Physical Journal B.-2000.-13.-3.-P. 547-560.
24. *Strogatz S. H.* From Kuramoto to Crawford: Exploring the onset of synchronization in populations of coupled oscillators // Physica D.-2000.-143.-P. 1-20.
25. *Watts D. J.* Six Degrees: The Science of a Connected Age // W. W. Norton & Company.-2004.-363 p.
26. *Barabási A.L., Albert R.* Emergence of Scaling in Random Networks // Science.-1999.-286.-P. 509-512.
27. *Goh K.I., Kahng B., Kim D.* Spectra and eigenvectors of scale-free networks // Physical Review E.-2001.-64.-P. 51-903.
28. *Cohen R., Havlin S.* Scale-Free Networks Are Ultrasmall // Physical Review Letters.-2003.-90.-5.-P. 058701-1-4.

29. *Barthélemy M., Barrat A., Pastor-Satorras R., Vespignani A.* Velocity and Hierarchical Spread of Epidemic Outbreaks in Scale-Free Networks // *Physical Review Letters*.-2004.-92.-17.-P. 178701-1-4.
30. *Clauset A., Shalizi C. R., Newman M. E. J.* Power-Law Distributions in Empirical Data // *SIAM Rev.*-2009.-51.-4.-P. 661-703.
31. *Fratini M., Poccia N., Ricci A., Campi G., Burghammer M., Aeppli G., Bianconi A.* Scale-free structural organization of oxygen interstitials in $\text{La}_2\text{CuO}_{4+y}$ // *Nature*.-2010.-466.-7308.-P. 841-844.
32. Алгоритмы вычислений статистических свойств регулярных блочно-иерархических сетей / *Аветисян С., Арутюнян А., Асланян Д., и др.* // Шестая годовичная научная конференция: Сборник научных статей.-Ер., Изд-во РАУ, 2011.-С. 108-121.
33. *Аветисян С., Карапетян М., Кочарян А.* Алгоритмы вычислений некоторых топологических свойств регулярных блочно-иерархических сетей // Седьмая Годичная научная конференция: Сборник научных статей.-Ер., Изд-во РАУ, 2012г.-С. 48-55.
34. *Аветисян С., Кочарян А.* О регулярных блочно-иерархических сетях и их свойствах // *АрГУ: Ученые записки*,- 2013г.-1,-С. 24-39.
35. *Аветисян С., Кочарян А.* О циклах длины четыре в регулярных блочно-иерархических сетях // *Ученые записки, АрГУ*.-2013.-2.-С. 26-35.
36. *Avetisyan S., Samvelyan M., Karapetyan M.* Random Irregular Block-Hierarchical Networks: Algorithms for Computation of Main Properties. // *Proceedings of the 9th Annual Scientific Conference, RAU*.-2015.-P. 48-60.
37. *Gilbert E. N.* Random Graphs // *Annals of Mathematical Statistics*.-1959.-30.-4.-P. 1141-1144.
38. *Newman M. E. J., S Strogatz. H., Watts D. J.* Random graphs with arbitrary degree distributions and their applications // *Physical Review E*.-2001.-64.-2.-P. 261181-261187.
39. *Viger F., Latapy M.* Efficient and simple generation of random simple connected graphs with prescribed degree sequence // *Lecture Notes in Computer Science*.-2005.-3595.-P. 440-449.

40. *Avetisyan S., Kocharyan A.* The System of Generation of Random Networks and Computation of Their Topological Properties // Proceedings of the Conference CSIT-2013, Publishing House of NAS of RA.-Yerevan.-2013.-P. 381-384.
41. *Кочарян А.* Программная система *xRandNet* для изучения топологических характеристик случайных сетей // Известия НАН РА "НПУА": Серия Техн. Наук.-2017.-Том 70(4).-С. 519-529.
42. *Kocharyan A.* On Connected Component Distribution of Random Block-Hierarchical Networks Using The Automated System *xRandNet* // Proceedings of the YSU: Physical and Mathematical Sciences,-2018,-52 (1),- P. 36-42.
43. *Уилсон Р.* Введение в теорию графов.-М.:Мир, 1977.-С. 208.
44. *Кормен Т., Лейзерсон Ч., Ривест Р.* Алгоритмы: построение и анализ // Москва МЦНМО.-2002.-С. 955.
45. *Евин И.А.* Введение в теорию сложных сетей // Компьютерные исследования и моделирование.-2010.-2/2.-С. 121–141.
46. *Воропаев А.Н.* Вывод явных формул для подсчёта циклов фиксированной длины в неориентированных графах // Информационные процессы.-2011.-11/1.-С. 90–113.
47. *Кнут Д. Э.* Искусство программирования. Основные алгоритмы // Москва, Вилиамс,-2017.-С.-720.
48. *Bernaschi M., Castiglione F., Ferranti A., Gavrilu C., Tinti M., Cesareni G.* ProtNet: a tool for stochastic simulations of protein interaction networks dynamics // BMC Bioinformatics.-2007.-8.-P. 1-11.
49. *Gonzalez J. E., Low Y., Gu H., Bickson D., Guestrin C.* PowerGraph: Distributed Graph-Parallel Computation on Natural Graphs // 10th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation, Hollywood, CA.-2012.-P. xxx.
50. *Rossi R. A., Ahmed N. K.* The Network Data Repository with Interactive Graph Analytics and Visualization // Proceedings of the 29 AAAI Conference on Artificial Intelligence.-2015.-P. xxx.

51. *Riordan O., Wormald N.* The Diameter of Sparse Random Graphs // *Combinatorics, Probability and Computing.*-2010.-19.-5-6.-P. 835-926.
52. *Marcon A. M., Gummadi K. P., Bhattacharjee P. D.* Measurement and Analysis of Online Social Networks // *Proceedings of the 5th ACM/Usenix Internet Measurement Conferanc (IMC 07).*-2007.-P. 29-42.
53. *Leskovec J., Kleinberg J., Faloutsos C.* Collaboration Network of Arxiv Astro Physics // xxx.-2003.-P.xxx
54. *Duch J., Arenas A.* Community identification using Extremal Optimization *Phys // Rev. E.*-2005.-75.-P. 24-104.
55. *Jeong H., Mason S.P., Barabási A.L.* Lethality and centrality in protein networks // *Nature.*-2001.-411.-P. 41-42.
56. *Granovetter M.* The strength of weak ties // *American Journal of Sociology.*-1973.-78P.-1360-1380.
57. *Alon U., Evans M., Hinrichsen H., Mukamel D.* Roughening transition in a one-dimensional growth process // *Physical Review Letters.*-1996.-76.-15.-P. 27-46.
58. *Mangan S., Zaslaver A., Alon U.* The Coherent Feedforward Loop Serves as a Sign-sensitive Delay Element in Transcription Networks // *Journal of Molecular Biology.*-2003.-2334.-2.-P. 197-204.
59. *Milo R., Itzkovitz S., Kashtan N., Levitt R., Shen-Orr S., Ayzenshtat I., Sheffer M., Alon U.* Superfamilies of designed and evolved networks // *Science.*-2004.-303.-5663.-P. 1538-1542.
60. *Steyvers M., Tenenbau J. B.* The Large-Scale Structure of Semantic Networks: Statistical Analyses and a Model of Semantic Growth // *Cognitive Science.*-2005.-.-29.-1.-P. 41-78.
61. *Barthélemy M., Barrat A., Pastor-Satorras R., Vespignani A.* Dynamical patterns of epidemic outbreaks in complex heterogeneous networks // *Journal of Theoretical Biology.*-2005.-235.-2.-P. 275-288.
62. *Dekel E., Alon U.* Optimality and evolutionary tuning of the expression level of a protein // *Nature.*-2005.-436.-7050.-P. 588-592.
63. *Aguiar M. A. M., Bar-Yam Y.* Spectral analysis and the dynamic response of complex networks // *Physical Review E.*-2005.-71.-1.-P. 016106-1-4.

64. *Kalir S., Mangan S., Alon U.* A coherent feed-forward loop with a SUM input function prolongs flagella expression in *Escherichia coli* // *Molecular Systems Biology*.-2005.-1.-1.-P. 1-6.
65. *Mangan S., Itzkovitz S., Zaslaver A., Alon U.* The Incoherent Feed-forward Loop Accelerates the Response-time of the gal System of *Escherichia coli* // *Journal of Molecular Biology*.-2006.-356.-5.-P. 1073-1081.
66. *Wu L., Waber B. N., Aral S., Brynjolfsson E., Pentland A.* Mining face-to-face interaction networks using sociometric badges: Predicting productivity in an it configuration task // *Proceedings of the International Conference on Information Systems, Paris*.-2008.-P.xxx.
67. *Arenas A., Díaz-Guilera A., Kurths J., Moreno Y., Zhou C.* Synchronization in complex networks // *Physics Reports*.-2008.-469.-2.-P. 93-153.
68. *Kaplan S., Bren A., Dekel E., Alon U.* The incoherent feed-forward loop can generate non-monotonic input functions for genes // *Molecular Systems Biology*.-2008.-4.-1.-1.-P. xxx.
69. *Balcan D., Hu H., Goncalves B., Bajardi P., Poletto C., Ramasco J. J., Paolotti D., Perra N., Tizzoni M., Van den Broeck W., Colizza V., Vespignani A.* Seasonal transmission potential and activity peaks of the new influenza A (H1N1): a Monte Carlo likelihood analysis based on human mobility // *BMC medicine*.-2009.-7.-1.-P. 45-64.
70. *Hovhannisyanyan M., Avetisyan S.* Clustering of random networks under topological constraints // *Proceedings of the Conference CSIT-2015, Publishing House of NAS of RA.-Yerevan*.-2015.-P. 155-159.
71. *Gao J., Barzel B., Barabási A.L.* Universal resilience patterns in complex networks // *Nature*.-2016.-530.-P. 307-312.
72. *Avetisov V., Hovhannisyanyan M., Gorsky A., Nechaev S., Tamm M., Valba O.* Eigenvalue tunneling and decay of quenched random network // *Physical Review E*.-2016.-94.-6.-P. 062313-1-6.
73. *Hovhannisyanyan M.* Parallel technologies in some problems of network modelling // *Proceedings of the YSU, Physical and Mathematical Sciences*.-2017.-51.-1.-P. 53-59.

74. *Metropolis N., Rosenbluth A. W., Rosenbluth M. N., Teller A. H., Teller E.* Equation of State Calculations by Fast Computing Machines // *The Journal of Chemical Physics.*-1953.-21.-6.-P. 1087-1092.
75. *Hastings W. K.* Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications // *Biometrika.*-1970.-57.-1.-P. 97-109.
76. *Erdős P., Rényi A.* On the Evolution of Random Graphs // *Publications of the Mathematical Institute of the Hungarian Academy of Sciences.*-1960.-5.-P. 17-61.
77. *Dorogovtsev S. N., Mendes J. F. F.* Evolution of networks // *Advances in Physics.*-2002.-51.-4.-P. 1079-1187.
78. *Grimmet G. R., Marstrand J. M.* The Supercritical Phase of Percolation is Well Behaved // *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences.*-1990.-430.-1879.-P. 439-457.
79. *Stauffer D., Aharony A.* Introduction to Percolation Theory, 2nd ed // *CRC Press.*- 1994.-192 p.
80. *Molloy M., Reed B.* A critical point for random graphs with a given degree sequence // *Random Structures & Algorithms.*-1995.-6.-2-3.-P. 161-180.
81. *Bollobás B.* The Evolution of Random Graphs-The Giant Component in Random Graphs, 2nd ed. // *Cambridge University Press.*-2001.-130-159 p.
82. *Bollobás B., Riordan O.* Percolation // *Cambridge University Press.*-2006.-322 p.
83. *Dorogovtsev S. N., Goltsev A. V., Mendes J. F. F.* Critical phenomena in complex networks // *Reviews of Modern Physics.*-2008.-80.-4.-P. 1275-1335.
84. *Broadbent S. R., Hammersley J. M.* Percolation processes // *Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society.*-2008.-53.-3.-P. 629-xxx.
85. *Bartoneva L. O., Basharin S. A., Bychkov M. Y., Kal'nin A. A., Korolev A. V.* Collective effects in networks of negatron elements // *Technical Physics.*-1998.-43.-5.-P. 477-483.
86. *Brandes U. A.* Faster Algorithm for Betweenness Centrality // *The Journal of Mathematical Sociology.*-2001.-25.-2.-P. 167-177.

87. *Girvan M., Newman M. E.* Community structure in social and biological networks // Proc Natl Acad Sci, USA,-2002.-99.-12.-P. 7821-7826.
88. *Blondel V. D., Guillaume J.L., Lambiotte R., Lefebvre E.* Fast unfolding of communities in large networks // Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment.-2008.-10.-9.-P. xxx.
89. *Porter M. A., Onnela J.P., Mucha P. J.* Communities in Networks // Notices of the American Mathematical Society.-2009.-56.-9.-P. 1082-1097, 1164-1166.
90. *Furtanto S.* Community detection in graphs // Physics Reports.-2010.-486.-3-5.-P. 75-174.
91. *Kryven I.* Emergence of the giant weak component in directed random graphs with arbitrary degree distributions // Physical Review E.-2016.-94.-1.-P. 012315.
92. *Milo R., Shen-Orr S. S., Itzkovitz S., Kashtan N., Chklovskii D., Alon U.* Network motifs: simple building blocks of complex networks // Science.-2002.-298.-5594.-P. 824-827.
93. *Shai S., Milo R., Mangan S., Alon U.* Network motifs in the transcriptional regulation network of Escherichia coli // Nature Genetics.-2002.-31.-P. 64-68.
94. *Maslov S., Sneppen K.* Specificity and stability in topology of protein networks // Science.-2002.-P. 910-913.
95. *Mangan S., Alon U.* Structure and function of the feed-forward loop network motif // PNAS.-2003.-100.-21.-P. 11980–11985.
96. *Alon U.* Network motifs: theory and experimental approaches // Nature Reviews Genetics.-2007.-8.-P. 450-451.
97. *Tamm M. V., Shkarin A. B., Avetisov V. A., Valba O. V., Nechaev S. K.* Islands of Stability in Motif Distributions of Random Networks // Physical Review Letters.-2014.-113.-9.-P. 09501.
98. *Masoudi-Nejad A., Schreiber F., Kashani Z. R. M.* Building blocks of biological networks: a review on major network motif discovery algorithms // IET Systems Biology.-2012.-6.-5.-P. 164-174.
99. *Kimmel P.* Advanced C# Programming // New York City, USA, Osborne/McGraw-Hill.-2002.-580 p.

100. *Troelsen A.* Pro C# 5.0 and the .NET 4.5 Framework // New York City, APress.-2012.-6.-1560 p.
101. *Sells Ch.* Windows Forms Programming in C# // New Jersey, USA, Addison-Wesley Educational Publisher Inc.-2003.-736 p.
102. *Chand M.* Graphics Programming with GDI+ // Boston, USA, Addison-Wesley Professionals.-2003.-880 p.
103. *Patrick T.* Microsoft ADO.NET 4 Step by Step // Microsoft Press.-2010.-385 p.
104. *Lowy J., Vasters C.* Programming WCF Services // Boston, O'Reilly Media.-2007.-610 p.

ՀԱՎԵԼ ՎԱՃՆԵՐ

Հավելված 1. Հետազոտություններում օգտագործված ալգորիթմները

Մետրոպոլիս-Գաստինգսի ալգորիթմի մասին:
 Մաթեմատիկական վիճակագրության մեջ նշումուման (սեմպլավորման) գործընթացը սկզբնական ընտրության հիմնարկ է, որը թույլ է տալիս կատարել պատահական գործընթացի լավագույն վիճակագրական մոդելի կառուցվածքային-պարամետրային որոշում (ինդենտիֆիկացիա):

Մետրոպոլիս-Գաստինգսի ալգորիթմը սեմպլավորման մեթոդներից մեկն է և օգտագործվում է հիմնականում բաշխման կոմպլեքս (բարդ) ֆունկցիաների համար: Ալգորիթմն առաջինը հրատարակվել է Ն. Մետրոպոլիսի կողմից 1953թ-ին, իսկ հետագայում՝ 1970թ-ին, ընդհանրացվել է Կ. Գաստինգսի կողմից:

Մետրոպոլիս-Գաստինգսի ալգորիթմը թույլ է տալիս կատարել սեմպլավորում կամայական բաշխման ֆունկցիայի համար: Ալգորիթմի հիմքում ընկած է մարկովյան շղթայի ստեղծումը. ալգորիթմի ամեն քայլում ընտրվող x^{t+1} -ի աժեքը կախված է միայն նախորդ քայլում ընտրված x^t արժեքից:

Ալգորիթմն օգտագործում է որոշակի օգնող բաշխման ֆունկցիա՝ $Q(x'|x^t)$, որը կախված է x^t -ից և որի համար ընտրության գերակայությունը ավելի պարզ է: Հերթական քայլում գերենացվում է պատահական արժեք՝ x' , այնուհետև ստացված արժեքը

$$u = \frac{P(x')Q(x'|x^t)}{P(x^t)Q(x|x^t)}$$

հավանականության ամբ (կամ 1 հավանականության ամբ,

Եթե $u > 1$) դառնում է հաջորդ արժեք՝ $x^{t+1} = x'$, իսկ հակառակ դեպքում որպես հաջորդ արժեք վերցվում է հինը՝ $x^{t+1} = x^t$:

Ենթադրենք, որ արդեն ընտրված է պատահական արժեք t քայլում՝ x^t : Հաջորդ արժեքի ընտրությունը կատարվում է միջանկյալ՝ x' , արժեքի գեներացման միջոցով $Q(x'|x^t)$ ֆունկցիայի համար: Այնուհետև, հաշվարկվում է $a = a_1 a_2$ արտադրյալը, որտեղ $a_1 = \frac{P(x')}{P(x^t)}$, իսկ $a_2 = \frac{Q(x^t|x')}{Q(x'|x^t)}$: Հաջորդ քայլի արժեքի պատահական ընտրության կանոնն ունի հետևյալ տեսքը.

Եթե $a \geq 1$, ապա $x^{t+1} = x'$

Եթե $a < 1$, ապա $x^{t+1} = \begin{cases} x', & a \text{ հավանականությամբ} \\ x^t, & 1 - a \text{ հավանականությամբ} \end{cases}$:

Տանցում ակտիվության տարածման ալգորիթմի մասին:

Դիցուք ունենք N հանգույց ունեցող պատահական ցանց, որում հանգույցներից յուրաքանչյուրին վերագրված է ակտիվ կամ պասիվ վիճակ: Ենթադրենք՝ սկզբնական վիճակում ցանցի հանգույցների որոշակի մասը (առնվազն մեկը) գտնվում է ակտիվ վիճակում:

Դիցուք տրված են λ ակտիվացման արագության և μ պասիվացման արագության պարամետրերը: Ստորև բերված է

Մուտք: N, λ, μ , ակտիվ հանգույցների ցուցակ {actives}

1: Եթե բոլոր ակտիվ հանգույցներն արդեն դիտարկվել են, ապա անցում քայլ 5-ին: Ակտիվ հանգույցների ցուցակից ընտրվում է հերթական հանգույցը՝ x :

2: x հանգույցի հարևաններից հավասարահավանական ձևով ընտրվում է մեկ հանգույց՝ y :

3: Եթե y -ը պասիվ է, ապա ակտիվացվում է λ հավանականությամբ, հակառակ դեպքում անցնել քայլ 4-ին:

4: Պասիվացնել x հանգույցը μ հավանականությամբ: Անցնել քայլ 1-ին:

ցանցում ակտիվության տարածման ալգորիթմներից մեկը:

Ցանցում համայնքների հայտնաբերման Ջիրվան-Նյումանի ալգորիթմի մասին: Ցանցը համայնքների տրոհող Ջիրվան-Նյումանի ալգորիթմի հիմքում ընկած է ցանցի բոլոր կապերի համար միջանկյալության հատկանիշի (*betweenness centrality*) հաշվարկը: Կապի միջանկյալությունը սահմանվում է որպես այդ կապով անցնող բոլոր հանգույցների զույգերի միջև կարճագույն ճանապարհների քանակ: Այն արտահայտում է կապի «կարևորությունը» ցանցի կապակցվածության տեսակետից: Ջիրվան-Նյումանի ալգորիթմի էությունն այն է, որ հաշվարկվում են ցանցի բոլոր կապերի միջանկյալությունները և հեռացվում ամենամեծ միջանկյալությունը ունեցողները:

Չափելի ված 2. *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի ելքային տվյալների կառուցվածքները

“.xml” Ֆայլ: Ստորև բերված է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի միջոցներով կատարվող հենքային հետազոտության արդյունքում ստացվող “.xml” ֆայլի օրինակ:

```
<?xml version="1.0" encoding="utf-8" standalone="yes"?>
```

```
<Research>
```

```
  <ResearchID>7bd267ca-055c-4b32-ade3-e7d63eb90111</ResearchID>
```

```

<ResearchName>xml_test</ResearchName>
<ResearchType>Basic</ResearchType>
<ModelType>RegularHierarchic</ModelType>
<RealizationCount>10</RealizationCount>
<Date>4/21/2018 8:19:00 PM</Date>
<Size>256</Size>
<Edges>25322.2</Edges>
<ResearchParameterValues />
<GenerationParameterValues>
  <GenerationParameter name="BranchingIndex" value="2" />
  <GenerationParameter name="Level" value="8" />
  <GenerationParameter name="Mu" value="0.1" />
</GenerationParameterValues>
<Ensembles>
  <Ensemble id="0">
    <AvgPathLength>1.1662</AvgPathLength>
    <Diameter>2</Diameter>
    <AvgDegree>197.8297</AvgDegree>
    <AvgClusteringCoefficient>0.8454</AvgClusteringCoefficient>
    <Cycles3>1520921</Cycles3>
    <Cycles4>251137342.6</Cycles4>
    <DegreeDistribution>
      <pair Degree="37" AvgCount="0.8" />
      <pair Degree="38" AvgCount="0.2" />
      <pair Degree="39" AvgCount="0.6" />
      <pair Degree="41" AvgCount="0.4" />
      <pair Degree="42" AvgCount="0.2" />
      <pair Degree="43" AvgCount="1" />
      ...
      <pair Degree="254" AvgCount="2.8" />
      <pair Degree="255" AvgCount="32.8" />
    </DegreeDistribution>
    <ClusteringCoefficientDistribution>
      <pair Coefficient="0.518" AvgCount="0.4" />
      <pair Coefficient="0.531" AvgCount="0.4" />
      <pair Coefficient="0.556" AvgCount="0.8" />
    </ClusteringCoefficientDistribution>
  </Ensemble id="0">
</Ensembles>

```

```

    <pair Coefficient="0.561" AvgCount="0.4" />
    <pair Coefficient="0.568" AvgCount="0.4" />
    <pair Coefficient="0.572" AvgCount="0.4" />
    ...
    <pair Coefficient="0.986" AvgCount="1.8" />
    <pair Coefficient="0.987" AvgCount="1.4" />
  </ClusteringCoefficientDistribution>
  <ClusteringCoefficientPerVertex>
    <pair Vertex="0" AvgCoefficient="0.8388" />
    <pair Vertex="1" AvgCoefficient="0.8388" />
    <pair Vertex="2" AvgCoefficient="0.8387" />
    <pair Vertex="3" AvgCoefficient="0.8387" />
    <pair Vertex="4" AvgCoefficient="0.838" />
    <pair Vertex="5" AvgCoefficient="0.838" />
    ...
    <pair TriangleCount="31601" AvgCount="10" />
    <pair TriangleCount="31675" AvgCount="11.2" />
  </TriangleByVertexDistribution>
</Ensemble>
</Ensembles>
</Research>

```

“.x/sx” ֆայլ : Ստորև բերված է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի միջոցներով կատարվող հենքային հետազոտության արդյունքում ստացվող “.x/sx” ֆայլի օրինակ՝ առանձին արյունակների տեսքով :

Գլխավոր արյունակ (*General Sheet*)

Research Info	
ResearchID	60ba13f9-4256-4204-b474-4b6fc421c889
ResearchName	test_excel
ResearchType	Basic
ModelType	RegularHierarchic
RealizationCount	10
Date	4/21/2018 20:20
Size	256
Edges	17019.2
Generation Parameters	
BranchingIndex	2
Level	8
Mu	0.1

Գլոբալ տարվոգիական բնութագրիչների աղյուսակ
(*Globals Sheet*)

Average path length	1.1352
Diameter	2
Average degree	132.9625
Average clustering coefficient	0.8792
3-length cycles	907411
4-length cycles	141789714.3

Չանգոլյցների աստիճանային բաշխման աղյուսակ (*Degree Distribution Sheet*)

Degree	AvgCount
4	0.2
5	0.2
7	2.8
12	0.2
13	0.6
14	0.2
...	...
254	1.8
255	26.2

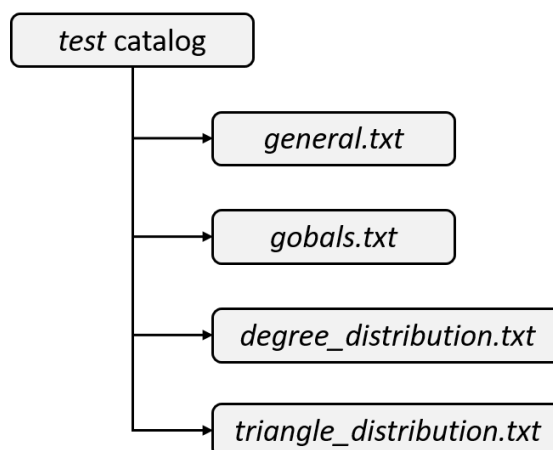
Կլաստերացման տեղային գործակիցների բաշխման
աղյուսակ (*Clusterring Coefficient Sheet*)

Coefficient	AvgCount
0.613	1.6
0.627	0.4
0.631	1.2
0.638	0.4
0.639	0.2
...	...
0.996	1.6
1	3

Կապակցված ության բաղադրիչների բաշխման աղյուսակ
(*Connected Component Distribution*)

Order	AvgCount
8	0.4
16	0.2
32	0.8
64	0.7
128	0.6
256	0.4

“.txt” Ֆայլերի կառուց: Ստորև բերված է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի միջոցներով կատարվող հենքային հետազոտությունն արդյունքում ստացվող կառուցի



կառուցվածքի օրինակ՝ առանձին “.txt” Ֆայլերի տեսքով:

general.txt

Research Info

ResearchID - 2a3b6f55-9a5c-492d-9390-5cd7718d0252

ResearchName - test_txt

ResearchType - Basic

ModelType - RegularHierarchic

RealizationCount - 10

Date - 4/21/2018 8:21:50 PM

Size - 256

Edges - 21552.7

Generation Parameters

BranchingIndex 2

Level 8

Mu 0.1

globals.txt

Average path length 1.1356

Diameter 2

Average degree 168.3805

Average clustering coefficient 0.8772

3-length cycles 1287885.6

4-length cycles 209982373.8

Degree_Distribution.txt

15 3.2

27 0.8

28 0.2

29 1

31 1.2

37 0.8

...

254 1.8

255 35.4

Triangle_distribution.txt

105 3.2
338 0.8
354 0.2
381 0.8
382 0.2
436 1.2
...
30599 0.8
30852 10.4

MS SQL բազայի սխեմա: Ստորև բերված է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի միջոցներով կատարվող հետազոտությունների արդյունքների պահպանման MS SQL աղյուսակների սխեման (Սխեմաներ 3.2.1):

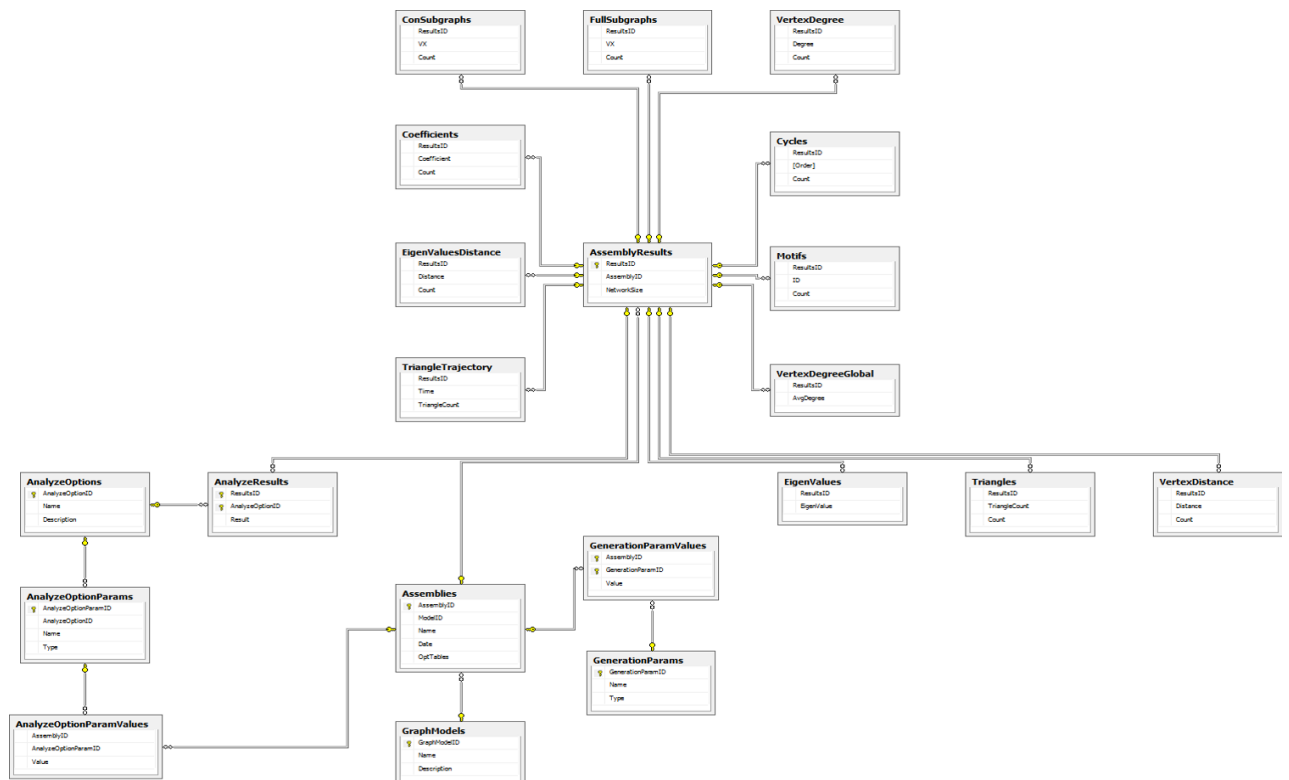
Հիմնական աղյուսակներից են.

1. *GraphModels* (*GraphModelID*, *Name*, *Description*) – իրականացված մոդելների մասին ինֆորմացիա:
2. *GenerationParams* (*GenerationParamID*, *Name*, *Type*) – կառուցման պարամետրերի մասին ինֆորմացիա:
3. *AnalyzeOptions* (*AnalyzeOptionID*, *Name*, *Description*) – հաշվարկվող տարվոգիական բնութագրիչների մասին ինֆորմացիա:
4. *Assemblies* (*AssemblyID*, *ModelID*, *Name*, *Date*, *OptTables*) – մեկ հավաքածուի հետազոտման արդյունքների մասին ինֆորմացիա:
5. *GenerationParamValues* (*AssemblyID*, *GenerationParamID*, *Value*) – հավաքածուի համար կառուցման պարամետրի արժեքների մասին ինֆորմացիա:
6. *AssemblyResults* (*ResultsID*, *AssemblyID*, *NetworkSize*) – հավաքածուի ցանցերի օրինակների մասին ինֆորմացիա:

Չաշվարկների արդյունքները պարունակող ալյունուսակներից են.

1. *AnalyzeResults* (*ResultsID*, *AnalyzeOptionID*, *Result*) – գլոբալ տարվոգիական բնութագրիչի արժեք:
2. *Coefficients* (*ResultsID*, *Coefficient*, *Count*) – կլաստերացման տեղային գործակիցների բաշխում:
3. *ConSubgraphs* (*ResultsID*, *VX*, *Count*) – կապակցված բաղադրիչների բաշխում:
4. *Cycles* (*ResultsID*, *Order*, *Count*) – ցիկլերի բաշխում:
5. *FullSubgraphs* (*ResultsID*, *VX*, *Count*) – լրիվ ենթացանցերի բաշխում:
6. *Triangles* (*ResultsID*, *TriangleCount*, *Count*) – հանգույցով անցնող եռանկյունների բաշխում:
7. *TriangleTrajectory* (*ResultsID*, *Time*, *TriangleCount*) – եռանկյունների քանակի փոփոխության հետագիծ:
8. *VertexDegree* (*ResultsID*, *Degree*, *Count*) – հանգույցների ստիճանների բաշխում:
9. *VertexDistance* (*ResultsID*, *Distance*, *Count*) – հանգույցների միջև հեռավորությունների բաշխումն այն:

Իրականացված են նաև *Stored Procedure*-ները միջինացման հաշվարկների օպտիմալացման համար: Դրանցից են *CountAllGlobalCoefficients*, *CountAllGlobalVertexDegrees*, *CountAllLocalCoefficients*, *CountAllLocalVertexDegree*, *CountAllLocalConSubgraphs*, *CountAllLocalEigenValuesDistances*, *CountAllLocalTriangleTrajectories*, *CountAllLocalVertexDegrees*,



Սխեմա 3.2.1. xRandNet ավտոմատացման համակարգի պրոյեկտների պահպանման MS SQL սխեմա:

CountTriangleTrajectoryAvgSigma, *DeleteAssembly*:

Լոգ-Ֆայլ: Ստորև բերված է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի աշխատանքի սեանսի ժամանակ ստեղծված Լոգ-Ֆայլի օրինակ:

4/22/2018 2:44:59 PM: ----- xRandNet STARTED -----

4/22/2018 2:45:01 PM: ----- SESSION MANAGER STARTED -----

4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. Validated research parameters.

4/22/2018 2:45:29 PM: Research ID - ecc18a18-08f0-45c5-b2ce-85c6da302dcb. Research - r1. STARTED BASIC RESEARCH.

4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. GENERATION STARTED for network - 0
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. GENERATION STARTED for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. Random GENERATION FINISHED for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. Random GENERATION FINISHED for network - 0
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. TRACING STARTED for network - 0
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. TRACING STARTED for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. TRACING FINISHED for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. TRACING FINISHED for network - 0
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. ANALYZE STARTED for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. ANALYZE STARTED for network - 0
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. CALCULATED analyze option: Cycles3 for network - 0
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. CALCULATED analyze option: Cycles3 for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. CALCULATED analyze option: Cycles4 for network - 0
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. CALCULATED analyze option: Cycles4 for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. CALCULATED analyze option: DegreeDistribution for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. CALCULATED analyze option: DegreeDistribution for network - 0
04/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. ANALYZE FINISHED for network - 1
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. ANALYZE FINISHED for network - 0
4/22/2018 2:45:29 PM: Research - r1. Result is SAVED
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Validated research parameters.
4/22/2018 2:45:58 PM: Research ID - 51c28e1a-8b27-4ee6-99ea-4592f6cd45fb. Research - e1. STARTED VOLUTION RESEARCH.
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 0
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 1
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 2
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 3
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 4
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 5
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 6
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 7
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 4
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 6
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 3
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 6
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 0
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 4

4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 1
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 2
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 5
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 3
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 7
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 1
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 2
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 0
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 5
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 7
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 3
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 6
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 2
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 4
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 2
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 4
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 1
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 1
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 5
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 9
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 5
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 6
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 0
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 0
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. GENERATION STARTED for network - 8
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 9
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 7
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Random GENERATION FINISHED for network - 8
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 7
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 3
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 8
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE STARTED for network - 9
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 8
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 8
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. CALCULATED analyze option: Cycles3Trajectory for network - 9
4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. ANALYZE FINISHED for network - 9

4/22/2018 2:45:58 PM: Research - e1. Result is SAVED

4/22/2018 2:46:01 PM: ----- *xRandNet* FINISHED -----

Հարևանության մատրիցի տեսքով գրանցված ցանց: Ստորև բերված է *xRandNet* համակարգում գեներացված 24 հանգույց ունեցող ցանցի՝ հարևանության մատրիցի տեսքով գրանցված ֆայլի օրինակ:

```
00000000000000000000000000000000
00000000000000000000000000000010
00000000000000000000000011011000
000010000000010000000000000000
000100000000000000000000000000
000000000000000000000000110000
000000000000010010000000000000
000000000000000000000001000001
000000000001000000000000000000
000000000000000000000000000000
0000000010000000000000010000
000000000000010000000010000
0001001000001000000100000000
00000000000000000000010000000
000000000000000000000000000000
0000001000000000000001000000
001000000000000100000000000000
001000010000010000000000000000
0000010000000000010000000000
001001000000000000000000000000
001000000001100000000000000000
000000000000000000000000000000
010000000000000000000000000000
000000010000000000000000000000
```

Կապերի ցուցակի տեսքով գրանցված ցանց: *xRandNet*
համակարգում գեներացված 24 հանգույց ունեցող ցանցի՝
կապերի ցուցակի տեսքով գրանցված **ֆայլի օրինակ:**

0 7

2 8

2 9

2 11

2 17

3 12

3 17

3 23

4 10

4 15

4 16

5 11

5 16

6 14

6 17

6 18

6 19

9 19

10 14

10 15

11 19

11 23

12 20

13 14

13 15

15 16

15 22

18 19

18 21

“.actives” ֆայլ: Ստորև բերված է *xRandNet* համակարգում
գեներացված 24 հանգույց ունեցող ցանցի հանգույցների

ակտիվություն մասին ինֆորմացիա պարունակող “.actives” ֆայլի օրինակ:

0 4
8
11
15
19 21

Ժամանակային գնահատականներ: Ստորև բերված է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի աշխատանքի սեանսի ժամանակ ստեղծված այն լոգ-ֆայլի պարունակությունը, որն օգտագործվել է 3.5. բաժնում ժամանակային գնահատականներ տալու համար:

```
4/18/2018 4:18:04 AM: ----- xRandNet STARTED -----  
4/18/2018 4:18:06 AM: ----- SESSION MANAGER STARTED -----  
4/18/2018 4:18:40 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. Validated research parameters.  
4/18/2018 4:18:40 AM: Research ID - c2ee522f-f7dd-4b94-a75e-f8a56dee2819. Research -  
test_b2_gamma20_mu0.01. STARTED BASIC RESEARCH.  
4/18/2018 4:18:40 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. GENERATION STARTED for network -  
0  
4/18/2018 4:18:40 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. Random GENERATION FINISHED for  
network - 0  
4/18/2018 4:18:40 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. ANALYZE STARTED for network - 0  
4/18/2018 4:18:40 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. CALCULATED analyze option:  
AvgDegree for network - 0  
4/18/2018 4:19:25 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. CALCULATED analyze option:  
AvgClusteringCoefficient for network - 0  
4/18/2018 4:19:26 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. CALCULATED analyze option: Cycles3  
for network - 0  
4/18/2018 4:19:28 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. CALCULATED analyze option: Cycles4  
for network - 0  
4/18/2018 4:19:29 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. CALCULATED analyze option:  
DegreeDistribution for network - 0  
4/18/2018 4:19:29 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. CALCULATED analyze option:  
ConnectedComponentDistribution for network - 0  
4/18/2018 4:19:29 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. ANALYZE FINISHED for network - 0  
4/18/2018 4:19:29 AM: Research - test_b2_gamma20_mu0.01. Result is SAVED  
4/18/2018 4:26:58 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. Validated research parameters.
```

4/18/2018 4:26:58 AM: Research ID - 4eae6162-2ac9-4fb3-9905-353bf5b33fb9. Research - test_b3_gamma13_mu0.01. STARTED BASIC RESEARCH.

4/18/2018 4:26:58 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. GENERATION STARTED for network - 0

4/18/2018 4:26:58 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. Random GENERATION FINISHED for network - 0

4/18/2018 4:26:58 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. ANALYZE STARTED for network - 0

4/18/2018 4:26:59 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. CALCULATED analyze option: AvgDegree for network - 0

4/18/2018 4:27:33 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. CALCULATED analyze option: AvgClusteringCoefficient for network - 0

4/18/2018 4:27:35 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. CALCULATED analyze option: Cycles3 for network - 0

4/18/2018 4:27:38 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. CALCULATED analyze option: Cycles4 for network - 0

4/18/2018 4:27:39 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. CALCULATED analyze option: DegreeDistribution for network - 0

4/18/2018 4:27:39 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. CALCULATED analyze option: ConnectedComponentDistribution for network - 0

4/18/2018 4:27:39 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. ANALYZE FINISHED for network - 0

4/18/2018 4:27:39 AM: Research - test_b3_gamma13_mu0.01. Result is SAVED

4/18/2018 4:30:26 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. Validated research parameters.

4/18/2018 4:30:26 AM: Research ID - 04a6aa55-8980-4bb1-8f22-29359064423c. Research - test_b5_gamma9_mu0.01. STARTED BASIC RESEARCH.

4/18/2018 4:30:26 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. GENERATION STARTED for network - 0

4/18/2018 4:30:27 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. Random GENERATION FINISHED for network - 0

4/18/2018 4:30:27 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. ANALYZE STARTED for network - 0

4/18/2018 4:30:27 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. CALCULATED analyze option: AvgDegree for network - 0

4/18/2018 4:30:55 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. CALCULATED analyze option: AvgClusteringCoefficient for network - 0

4/18/2018 4:30:57 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. CALCULATED analyze option: Cycles3 for network - 0

4/18/2018 4:31:07 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. CALCULATED analyze option: Cycles4 for network - 0

4/18/2018 4:31:08 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. CALCULATED analyze option: DegreeDistribution for network - 0

4/18/2018 4:31:08 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. CALCULATED analyze option: ConnectedComponentDistribution for network - 0

4/18/2018 4:31:08 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. ANALYZE FINISHED for network - 0

4/18/2018 4:31:09 AM: Research - test_b5_gamma9_mu0.01. Result is SAVED

4/18/2018 4:32:23 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. Validated research parameters.
4/18/2018 4:32:23 AM: Research ID - 87a26ac6-9beb-4162-bd0c-43196ae84f6a. Research - test_b7_gamma7_mu0.01. STARTED BASIC RESEARCH.
4/18/2018 4:32:23 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. GENERATION STARTED for network - 0
4/18/2018 4:32:24 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. Random GENERATION FINISHED for network - 0
4/18/2018 4:32:24 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. ANALYZE STARTED for network - 0
4/18/2018 4:32:24 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. CALCULATED analyze option: AvgDegree for network - 0
4/18/2018 4:32:34 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. CALCULATED analyze option: AvgClusteringCoefficient for network - 0
4/18/2018 4:32:35 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. CALCULATED analyze option: Cycles3 for network - 0
4/18/2018 4:32:44 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. CALCULATED analyze option: Cycles4 for network - 0
4/18/2018 4:32:45 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. CALCULATED analyze option: DegreeDistribution for network - 0
4/18/2018 4:32:45 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. CALCULATED analyze option: ConnectedComponentDistribution for network - 0
4/18/2018 4:32:45 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. ANALYZE FINISHED for network - 0
4/18/2018 4:32:45 AM: Research - test_b7_gamma7_mu0.01. Result is SAVED
4/18/2018 4:32:59 AM: ----- xRandNet FINISHED -----

Չավելված 3. Միջուկի հիմնական բաղադրիչների դասերի դիագրամները և կոնֆիգուրացիայի ֆայլը

Ստորև բերված են *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի միջուկի (Core) կարևոր բաղադրիչների կլասների

The image displays 12 class and enum cards arranged in a 3x4 grid. Each card represents a different component of the xRandNet Core library. The cards are as follows:

- ResearchTypeInfo**: Class, Attribute. Properties: Description, FullName, Implementation. Methods: ResearchTypeInfo.
- ModelTypeInfo**: Class, Attribute. Properties: Description, FullName, Implementation. Methods: ModelTypeInfo.
- OptionType**: Enum. Values: Global, ValueList, Distribution, Trajectory, Centrality.
- AvailableModelType**: Class, Attribute. Properties: ModelType. Methods: AvailableModelType.
- ResearchParameterInfo**: Class, Attribute. Properties: DefaultValue, Description, FullName, Type. Methods: ResearchParameterInfo.
- GenerationParameterInfo**: Class, Attribute. Properties: DefaultValue, Description, FullName, Type. Methods: GenerationParameterInfo.
- AnalyzeOptionInfo**: Class, Attribute. Properties: Description, FullName, OptionType, XAxisName, YAxisName. Methods: AnalyzeOptionInfo (+ 1...).
- ManagerTypeInfo**: Class, Attribute. Properties: Description, FullName, Implementation. Methods: ManagerTypeInfo.
- RequiredResearchParameter**: Class, Attribute. Properties: Parameter. Methods: RequiredResearchParameter.
- RequiredGenerationParameter**: Class, Attribute. Properties: Parameter. Methods: RequiredGenerationParameter.
- AvailableAnalyzeOption**: Class, Attribute. Properties: Options. Methods: AvailableAnalyzeOption.
- StorageTypeInfo**: Class, Attribute. Properties: Description, Implementation. Methods: StorageTypeInfo.

Դիագրամ 3.3.1. *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի միջուկի մատչելի տարիք ունեցող

դիագրամները:

ResearchType
Enum
Basic
Evolution
Threshold
Structural
Activation

ModelType
Enum
ErdosRenyi
WattsStrogatz
BarabasiAlbert
RegularHierarchic
NonRegularHierarchic

ManagerType
Enum
Local
WCFDistributed

ResearchParameter
Enum
EvolutionStepCount
Nu
TracingStepIncrement
PermanentDistribution
ProbabilityMax
ProbabilityDelta
Formula
ActiveMu
Lambda
ActivationStepCount
InitialActivationProbability
ResearchItemType
InputPath

GenerationParameter
Enum
Vertices
Probability
PermanentNetwork
Edges
StepCount
BranchingIndex
Level
Mu
AdjacencyMatrix

Storage Type
Enum
XMLStorage
SQLStorage
ExcelStorage
TXTStorage

Generation Type
Enum
Random
Static

AnalyzeOption
Enum
AvgPathLength
Diameter
AvgDegree
AvgClusteringCoefficient
Cycles3
Cycles4
ModelA_OR_StdTime_All
ModelA_OR_ExtTime_All
ModelA_OR_StdTime_Passives
ModelA_OR_ExtTime_Passives
ModelA_AND_StdTime_All
ModelA_AND_ExtTime_All
ModelA_AND_StdTime_Passives
ModelA_AND_ExtTime_Passives
ModelA_AND_Passing_Actives_Pa...
ModelA_AND_Passing_Actives_All
ModelB
DegreeDistribution
ClusteringCoefficientDistribution
ClusteringCoefficientPerVertex
ConnectedComponentDistribution
CompleteComponentDistribution
SubtreeDistribution
DistanceDistribution
TriangleByVertexDistribution
CycleDistribution
Cycles3Trajectory

7h
 uq
 p w
 u
 3.3.
 2.
 xRa
 ndN
 et
 uq
 un
 u w
 un w
 g u
 u w
 h w
 u w
 y w
 p q
 h
 u h
 z n
 l y
 n l
 u
 u u
 t n
 d u
 w d
 p u
 u n

AbstractResearch
Abstract Class

- Fields
- Properties
 - AnalyzeOption
 - CheckConnected
 - GenerationParameterValues
 - GenerationType
 - ModelType
 - RealizationCount
 - ResearchID
 - ResearchName
 - ResearchParameterValues
 - Result
 - StatusInfo
 - Storage
 - TracingPath
- Methods
 - AbstractResearch
 - AbstractResearch_OnUpdateNetworkStatus
 - CreateEnsembleManager
 - CreateResearchByType
 - FillParameters
 - GetAnalyzeOptionsCount
 - GetProcessStepsCount
 - GetResearchType
 - InitializeGenerationParameters
 - InitializeResearchParameters
 - SaveResearch
 - StartResearch
 - StopResearch
 - ValidateResearchParameters
- Events
- Nested Types

AbstractEnsembleManager
Abstract Class

- Fields
- Properties
 - AnalyzeOptions
 - CheckConnected
 - GenerationParameterValues
 - GenerationType
 - ModelType
 - NetworkStatusUpdateHandlerMethod
 - RealizationCount
 - RealizationsDone
 - ResearchName
 - ResearchParameterValues
 - ResearchType
 - Result
 - TracingPath
- Methods
 - Cancel
 - Run

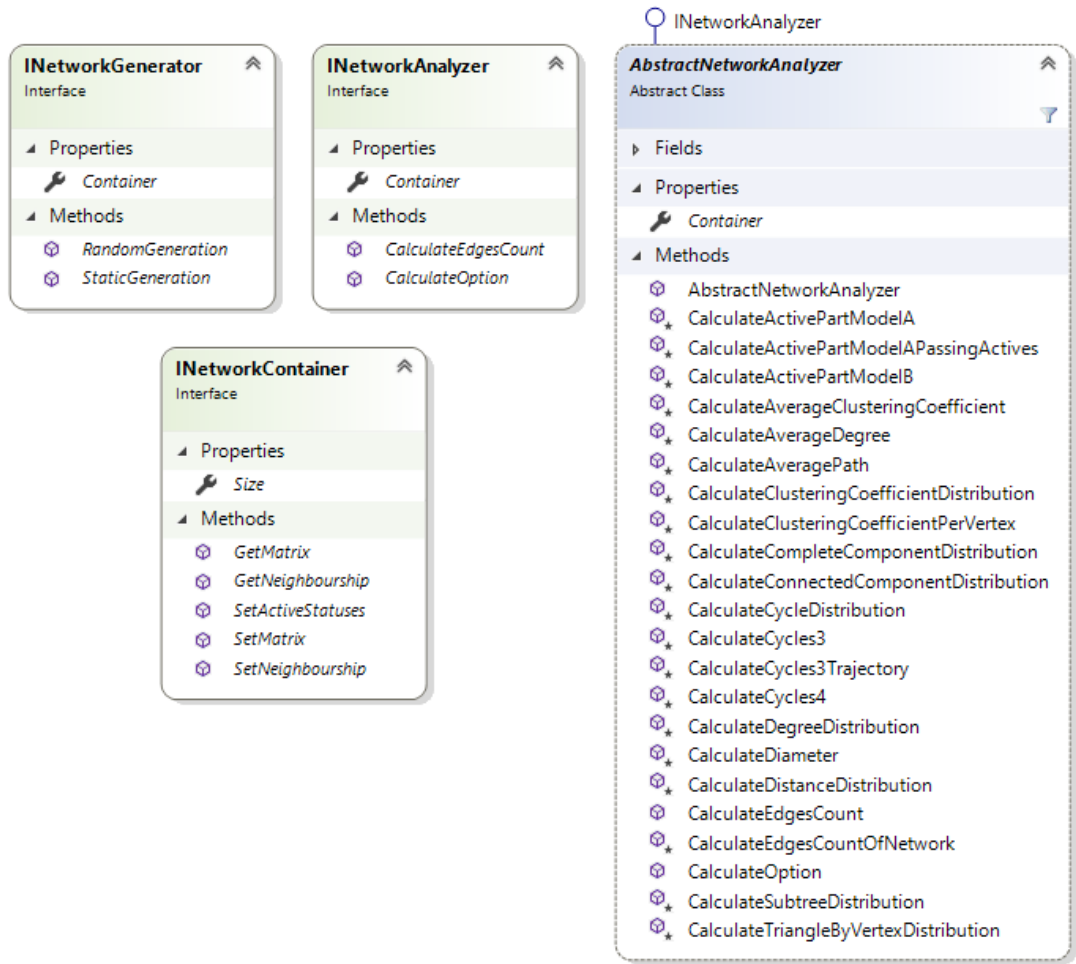
AbstractNetwork
Abstract Class

- Fields
- Properties
 - AnalyzeOptions
 - GenerationParameterValues
 - GenerationType
 - NetworkID
 - NetworkResult
 - ResearchName
 - ResearchParameterValues
 - ResearchType
 - SuccessfullyCompleted
- Methods
 - AbstractNetwork
 - Analyze
 - CheckConnected
 - CreateNetworkByType
 - Generate
 - Trace
 - TracingIsNotSupported
 - UpdateStatus
- Events

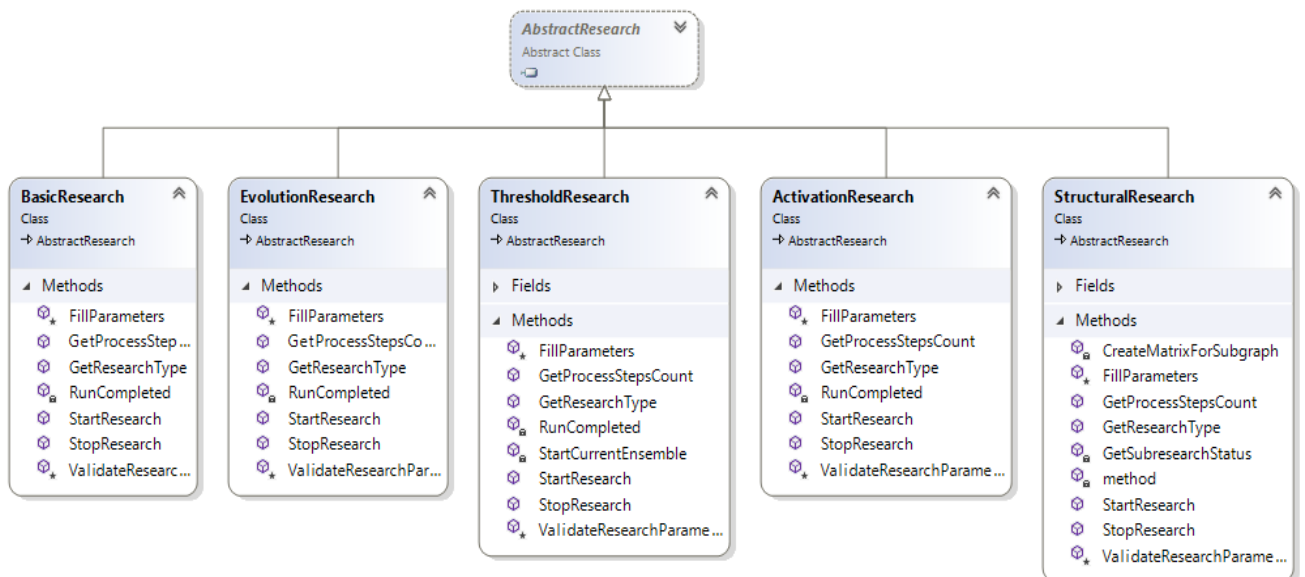
AbstractResultStorage
Abstract Class

- Fields
- Properties
 - StorageString
- Methods
 - AbstractResultStorage
 - CreateStorage
 - Delete
 - GetStorageType
 - Load (+ 1 overload)
 - LoadAllResearchInfo
 - Save

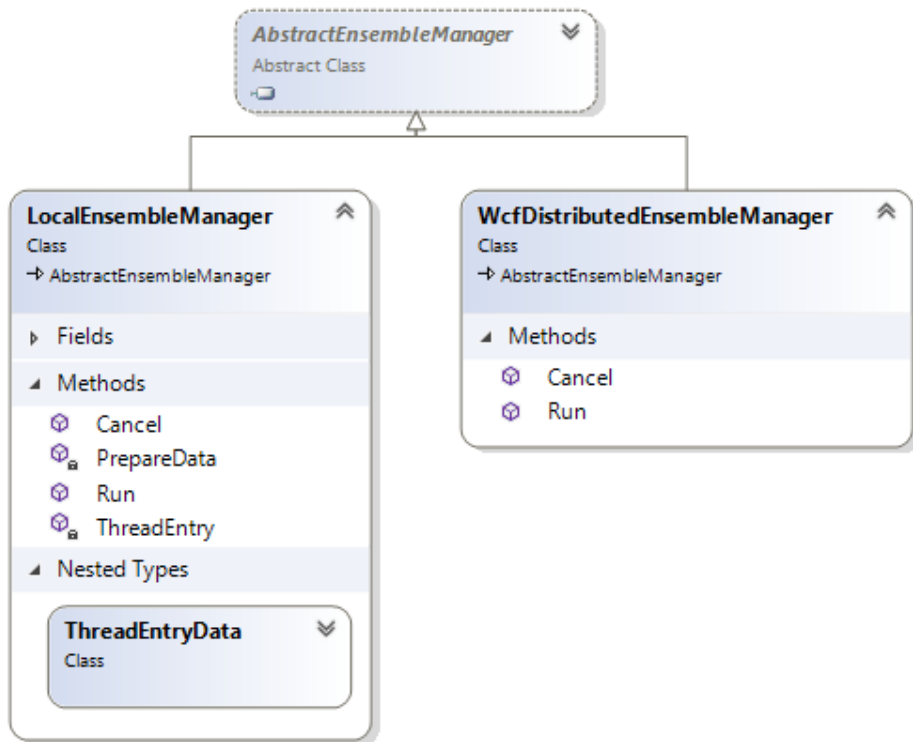
7h
 uq
 p w
 ʄ
 ʒ.3
 .3.
 xRa
 nd
 Net
 uʄ
 un
 ʄw
 unw
 gʄ
 wʄ
 hw
 ʄw
 ʄw
 p q
 h
 ʄh
 ʒ n
 ʄ ʄ
 h
 u p
 u un
 p w
 ʄ un
 n w
 u t



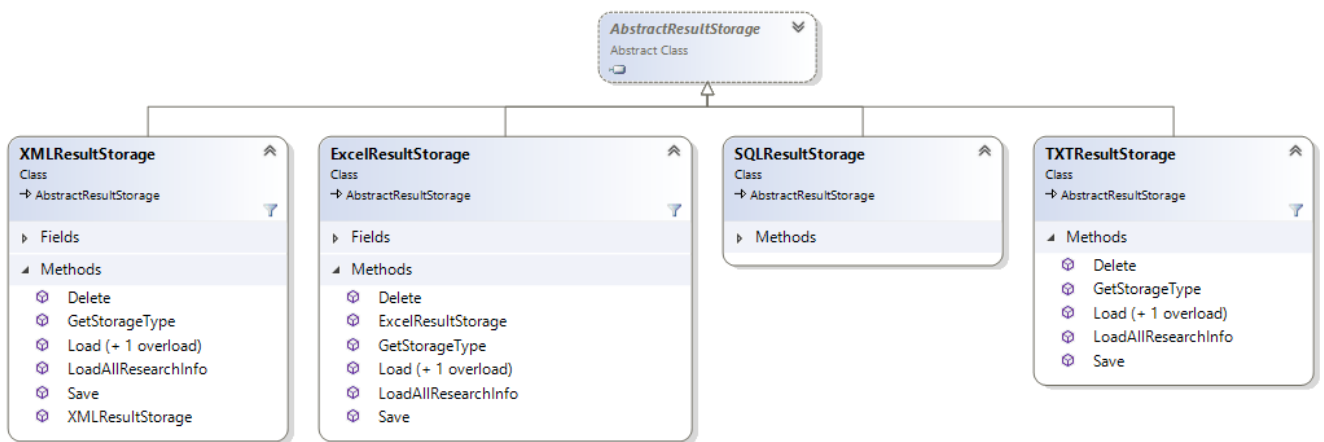
Դիագրամ 3.3.4. xRandNet ավտոմատացման համակարգի միջուկի



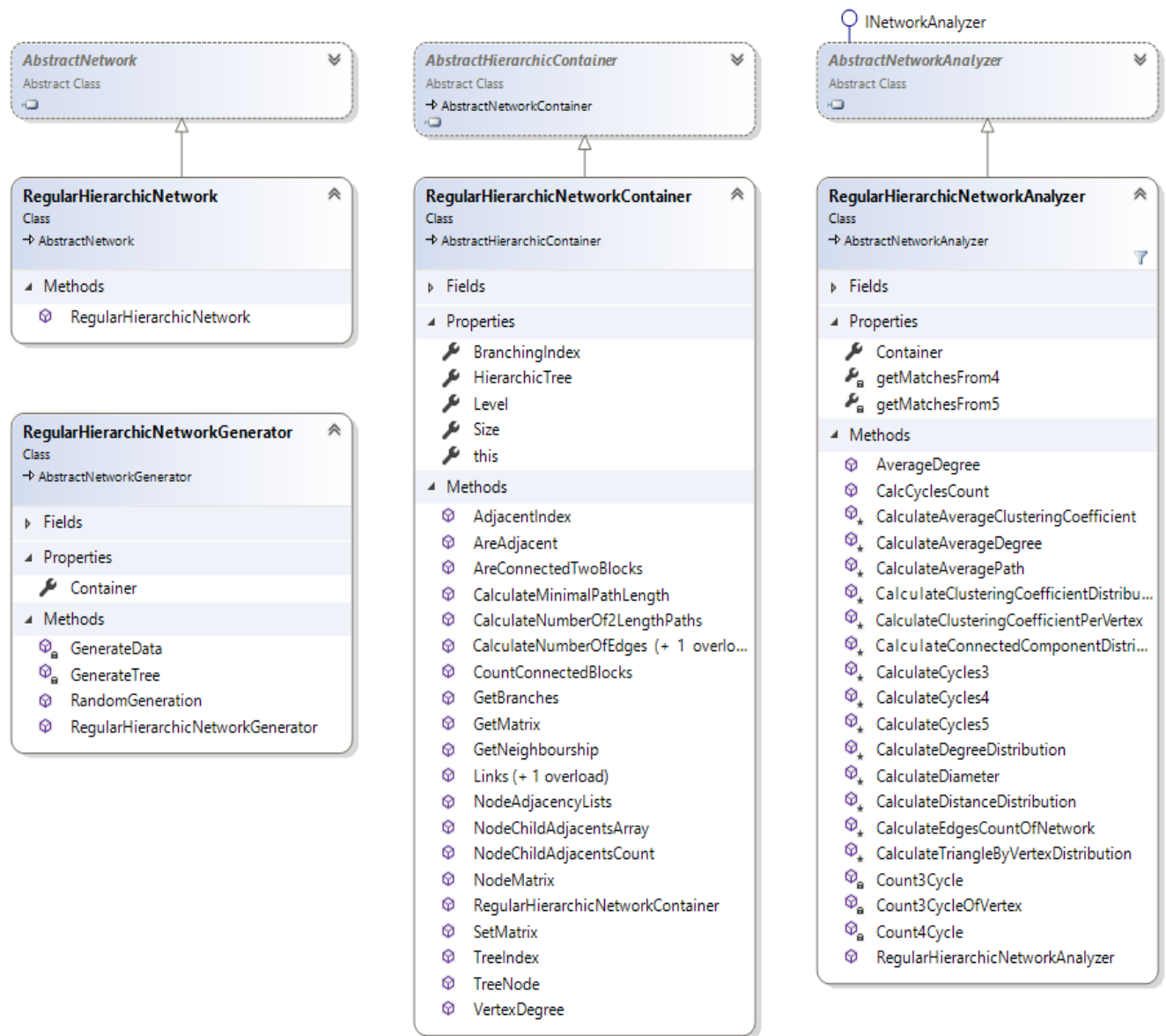
Դիագրամ 3.3.5. xRandNet ավտոմատացման համակարգում հետազոտող թյուկը ներքին հրականացնող դասերը



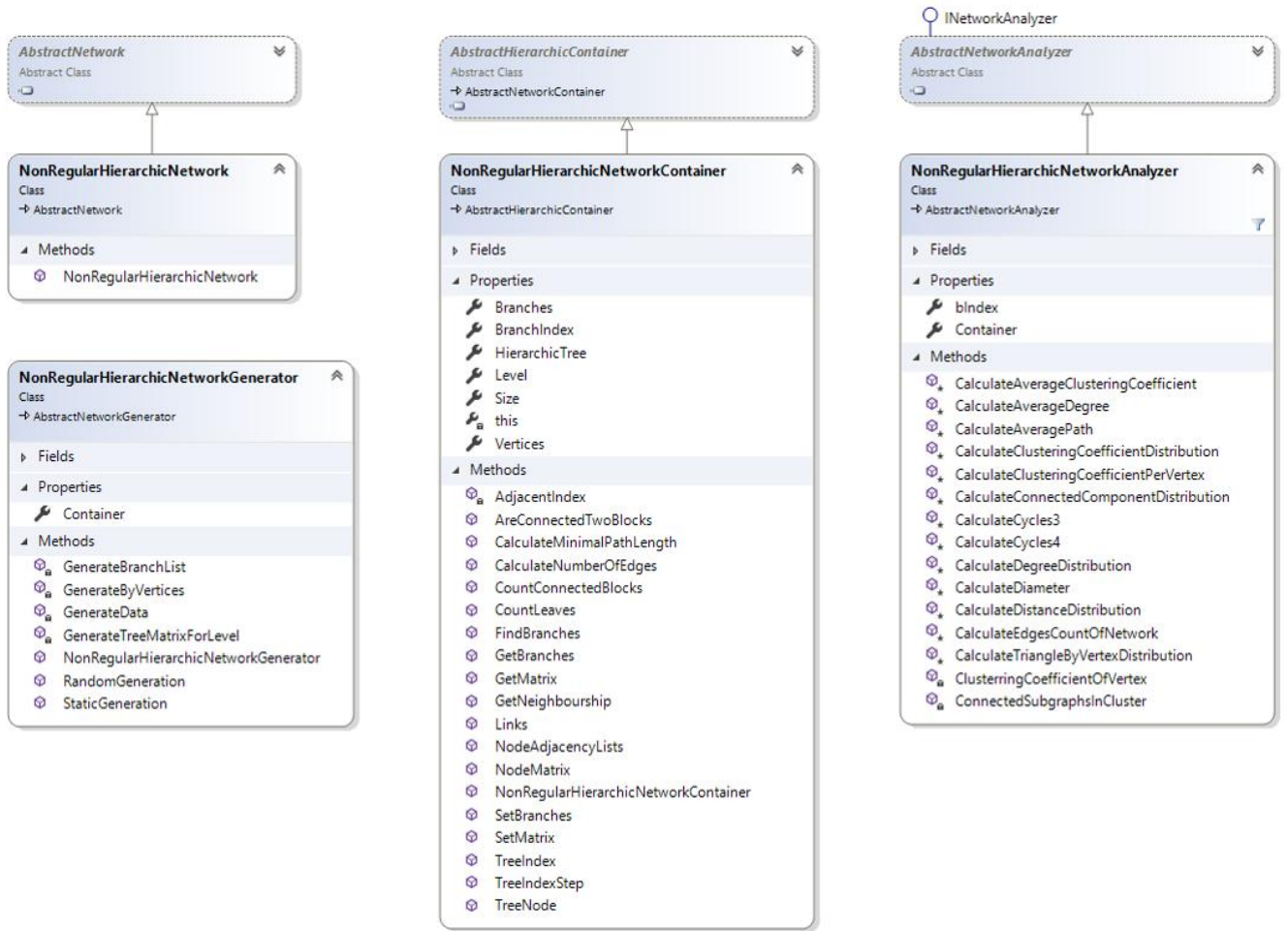
Դիագրամ 3.3.6. xRandNet ավտոմատացման համակարգում հաշվարկները բաշխում իրականացնող դասերը



Դիագրամ 3.3.7. xRandNet ավտոմատացման համակարգում տվյալների պահպանում իրականացնող դասերը



Դիագրամ 3.3.8. xRandNet ավտոմատացման համակարգում RBH մոդելի ներկայացնող դասերը



Պատկեր 3.3.9. xRandNet ակտիվացման համակարգում NRBH մոդելի ներդրումը

Կոնֆիգուրացման ֆայլ: Ստորև բերված է *xRandNet* ավտոմատացման համակարգի կոնֆիգուրացման ֆայլի օրինակ:

```
<?xml version="1.0" encoding="utf-8"?>
<configuration>
  <configSections>
    <section name="loggingConfiguration"
      type="Microsoft.Practices.EnterpriseLibrary.Logging.Configuration.LoggingSettings,
      Microsoft.Practices.EnterpriseLibrary.Logging, Version=5.0.414.0, Culture=neutral,
      PublicKeyToken=31bf3856ad364e35" requirePermission="true"/>
  </configSections>
  <loggingConfiguration name="" tracingEnabled="true" defaultCategory="General">
    <formatters>
      <add type="Microsoft.Practices.EnterpriseLibrary.Logging.Formatters.TextFormatter,
        Microsoft.Practices.EnterpriseLibrary.Logging, Version=5.0.414.0, Culture=neutral,
        PublicKeyToken=31bf3856ad364e35"
        template="{timestamp}: {message}{newline}" name="Text Formatter" />
    </formatters>
    <categorySources>
      <add switchValue="All" name="General">
        <listeners>
          <add name="Flat File Trace Listener" />
        </listeners>
      </add>
    </categorySources>
    <specialSources>
      <allEvents switchValue="All" name="All Events" />
      <notProcessed switchValue="All" name="Unprocessed Category" />
      <errors switchValue="All" name="Logging Errors & Warnings">
        <listeners>
          <add name="Flat File Trace Listener" />
        </listeners>
      </errors>
    </specialSources>
  </loggingConfiguration>
  <appSettings>
    <add key="LoggingDirectory" value="" />
  </appSettings>
</configuration>
```

```
<add key="StorageDirectory" value="W:\Users\Ani\Desktop\xRandNetResults\ClusterringCoeff" />
<add key="Default Connection String" value="" />
<add key="TracingDirectory" value="W:\Users\Ani\Desktop\xRandNetTracing\" />
<add key="TracingType" value="Matrix" />
<add key="WorkingMode" value="Local" />
<add key="StaticGenerationDirectory" value="W:\Users\Ani\Desktop\xRandNetTracing\" />
<add key="MatrixConversionToolDirectory" value="W:\Programs\" />
<add key="ModelCheckingToolDirectory" value="" />
<add key="DataConversionToolDirectory" value="W:\Programs\" />
</appSettings>
<startup><supportedRuntime version="v4.0"
sku=".NETFramework,Version=v4.5"/></startup></configuration>
```