

GRAFLAR NAZARIYASI ASOSIDA TARMOQ TRAFIGINI QURISH METODOLOGIYASINING BOSQICHLARI

G‘ulomov Sh.R

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU, PhD, dotsent.

sherhisor30@gmail.com,

Turdibekov B.B

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU assistenti.

***Annotatsiya:** Ushbu maqolada graflar nazariyasining asosiy tushunchalari va tarmoq trafigini graflar nazariyasi orqali qurish bosqichlari keltirilgan. Grafik ma'lumotlar qatlami ma'lumotlarini ko'paytirish usulining strukturasi taqdim etilgan. Kovolyutsion filtrlarni modellashtirish uchun K darajasigacha bo'lgan Chebichev polinomialari qo'llaniladigan grafik konvolyutsion tarmoqlari amalga oshirilgan.*

***Kalit so'zlar:** Graf, tarmoq trafigi, RUS, ROS, SMOTE, konvolyutsion tarmoq, Chebichev polinomialari.*

1. KIRISH

Bugungi kunda kiberhujumlar har qachongidan ham murakkabroq va halokatli bo'lib bormoqda. Buzg'unchilar tobora kuchayib borayotgan zaifliklarni topishga va ruxsatsiz kirish, ma'lumotlar, aktivlar, tarmoqlar yoki har qanday nozik ma'lumotlarga zarar yetkazish yoki o'g'irlash uchun buzilishlardan foydalanishga harakat qilmoqdalar. Agar kiberhujum nishonning uchta xavfsizlik ustunidan hech bo'lmaganda birini - konfidensiallik, butunlik yoki foydalanuvchanligini buzsa, bu egasi uchun iqtisodiy, axloqiy, raqamli, psixologik va ijtimoiy qiymatni sezilarli darajada yo'qotishiga olib kelishi mumkin. Shu sababli, graflar nazariyasi bilan bog'liq asosiy tushunchalar quyida batafsil tavsiflanadi.

2. GRAFLAR NAZARIYASI ASOSIY TUSHUNCHALARI

2.1-ta'rif

Graf G tartiblangan juft $G = (V, E)$ sifatida aniqlanadi, bunda V uchlar yoki tugunlar to'plami, E esa qirralarning to'plami deb ataladigan V ning tartiblanmagan juft elementlarini ifodalaydi. G uchun uchlar va tugunlarning soni mos ravishda $|V|$ va $|E|$ bo'ladi.

2.2-ta'rif

$G = (V, E)$ – graf bo'lsin. Agar $e_i \in \{u, v\}$ bo'lsa, u holda ikkita $u, v \in V$ uchlar $e_i \in E$ tugunlarga insident bo'ladi. O'tish uchdan boshlanib, uch bilan tugaydigan ketma-ket kelgan uchlar va tugunlarning o'zgaruvchan ketma-ketligidan iborat. Yo'l - bu uchlarni takrorlanmasdan o'tilgan masofa.

2.3-ta'rif

$G = (V, E)$ – graf bo'lsin. Agar $V' \subseteq V$ va $E' \subseteq E$ bo'lsa, U holda $G' = (V', E')$ G ning qismgrafi bo'ladi. Uni $G' \subseteq G$ ko'rinishida yozish mumkin.

2.4-ta'rif

$G = (V, E)$ – graf bo'lsin. Agar $\forall u, v \in V, \exists$ –tugunlarning ketma-ketligi $e_1, e_2, \dots, e_n \in E$ u dan v gacha bo'lgan yo'lga ega bo'lsa, u holda G bog'lamli graf deyiladi. Agar graf bog'lanmagan bo'lsa, uning har bir bog'langan maksimal qismgrafi grafning komponentasi deb ataladi.

2.5-ta'rif

$G = (V, E)$ – graf va $e \in E$ – uning tugunlari bo'lsin. $G' = (V, E - \{e\})$ – esa G ning e kesimga ega qismgrafi bo'ladi. $c(G)$ G graf komponentalari sonini bildirsin. Agar $c(G')$ faqat va faqat $c(G') = c(G) + 1$ bo'lsa, e G grafning ko'prigi deb ataladi.

Vaqt qatorlaridan graf tuzish usullari. Tarmoq trafigining ma'lumotlar to'plami tarmoqdan to'plangan ma'lumotlardan iborat bo'lib, ular odatda vaqt qatorlari sifatida taqdim etiladi. Ushbu ma'lumotlar to'plamidagi har bir qator manba va maqsad o'rtasidagi paketlar, ulanishlar yoki oqimlar bilan bog'liq ma'lumotlar va funksiyalarni o'z ichiga oladi. Soddalashtirish uchun "oqim" so'zi har qanday tarmoq trafigi ma'lumotlarining qatoriga murojaat qilish uchun ishlatiladi.

Boshlang'ich qadam bu vaqt qatori ma'lumotlarini vaqt grafi tuzilmalariga aylantirishdir [1, 172-b.]. Biroq, domenni konvertatsiya qilish har doim ma'lumotlarning buzilishiga yoki yo'qolishiga olib kelishi mumkin. Ushbu

muammolar tuzilmagan ma'lumotlar yoki vaqt qatorlarini tarmoq ma'lumotlari tasviriga aylantirishda yanada jiddiyroq bo'lishi mumkin. Tarmoqdagi strukturalanmagan ma'lumotlar, vektor ma'lumotlari yoki hatto vaqt qatorlari ma'lumotlarini o'zgartirishning bir necha usullarini tavsiflaydi.

Klass nomutanosibliği muammosi. Klassifikatsiyalash muammolarini hal qilishda eng keng tarqalgan muammolardan biri bu klasslar o'rtasidagi notekis taqsimotni bartaraf etishdir [2, 243-b.], bu xatti-harakatlar modellarining buzilishiga olib kelishi mumkin. Shu munosabat bilan ma'lumotlar qatlami usullari klassdagi nomutanosibliklarni bartaraf etishning eng oddiy va samarali usullaridan biridir [3, 18-19-b.]. Bu usullar ma'lumotlarning taqsimlanishini qanday o'zgartirishiga qarab kam tanlanish, ortiqcha tanlash yoki gibrud usullarga bo'linishi mumkin.

Konvolyutsion tarmoq grafi. So'nggi yillarda Deep learning tasvirlar, videolar, yozib olingan nutq ma'lumotlari va boshqalar bilan bog'liq ko'plab sohalarda [4, 57-b.] muvaffaqiyatli qo'llanilmoqda. Biroq, ilovalar murakkab munosabatlar va namunalara o'zaro bog'liqlik bilan tavsiflanganda, bunday tuzilmalardan foydalanish uchun yangi o'qitish [5, 404-b.] paradigmalari talab qilinadi. Graf neyron tarmoqlari har bir tugun o'z funksiyalari va grafdagi boshqa tugunlarga munosabati bilan belgilanadigan tuzilgan graf ma'lumotlari (siklik, yo'naltirilgan, yo'naltirilmagan yoki ularning kombinatsiyasi) yordamida nazorat ostida mashinali o'qitish muammolarini hal qilish uchun taqdim etildi [6, 73-74-b.].

Shunday qilib, real foydalanish holatlari asosida graflarni tahlil qilishda nafaqat alohida tugunning ulanishini klassifikatsiyalash, balki uni tarmoqdan ajratish yoki chiqarib tashlash uchun ulanishni yaratgan ob'yektni aniqlash ham foydali bo'lishi mumkin. Biroq, tarmoq trafigi ma'lumotlaridan graf tuzilmalari chiqarilganda shuni ta'kidlash kerakki, yagona statik va monolit grafik yaratish uchun butun ma'lumotlar to'plamidan bir vaqtning o'zida foydalanish mumkin emas. Darhaqiqat, odatda ko'p soatlar yoki hatto kunlarni qamrab oladigan umumiy tarmoq trafigining ma'lumotlar to'plamining strukturasi tufayli yaratilgan grafdagi ma'lumotlar miqdori juda hisoblash intensiv bo'lishi mumkin va bu grafik yondashuvlarni qo'llashni qiyinlashtiradi. Shu sababli, ob'yektlar/tugunlar va ularning uchlarini aniqlash orqali vaqt qatori ma'lumotlaridan graf ma'lumotlarini ajratib olish va tahlil qilish taklif etiladi. Bunga qo'shimcha ravishda tarmoqning mikrokinamikasini ta'kidlash va shuning uchun yechimdan foydalanish qulayligini yaxshilash uchun vaqtinchalik bo'linish operatsiyasi qo'shiladi, ya'ni asl ma'lumotlar to'plamini belgilangan vaqt oralig'iga bo'laklash amalga oshiriladi. Xususan, uch xil vaqt oralig'ining xatti-harakatlarni aniqlashga ta'sirini tahlil qiluvchi tadqiqot taqdim etiladi. Keyinchalik,

boyitish operatsiyasi amalga oshiriladi, unda har bir vaqt qatori ma'lumotlaridan graf funksiyalari olinadi va sub'yektlarga qo'shib, ularning xatti-harakatlarining tavsifini yaxshilaydi.

Ushbu vaqt qatori ma'lumotlari kuchli graf klassi nomutanosibligini ko'rsatganligi sababli, ikki xil yondashuv tahlil qilinadi va taqqoslanadi. Bir tomondan, muvozanatsiz ma'lumotlar to'plamini to'g'ridan-to'g'ri baholaydigan nazoratsiz anomaliyalarni aniqlash modellarini sinovdan o'tkaziladi. Boshqa tomondan, tugun xatti-harakatlarini klassifikatsiyalash uchun ikkita boshqariladigan mashinali o'qitish yondashuvi amalga oshiriladi; birinchisi faqat xulq-atvor tavsiflarini o'z ichiga oladi, ikkinchisi esa qo'shimcha ravishda graf qo'shni ma'lumotlaridan foydalanadi. Bundan tashqari, nazorat qilinadigan mashinali o'qitish natijalarini yaxshilash uchun grafo-strukturali ma'lumotlarda klass nomutanosibligi muammosini hal qilish uchun ikkita yangi usul joriy etiladi.

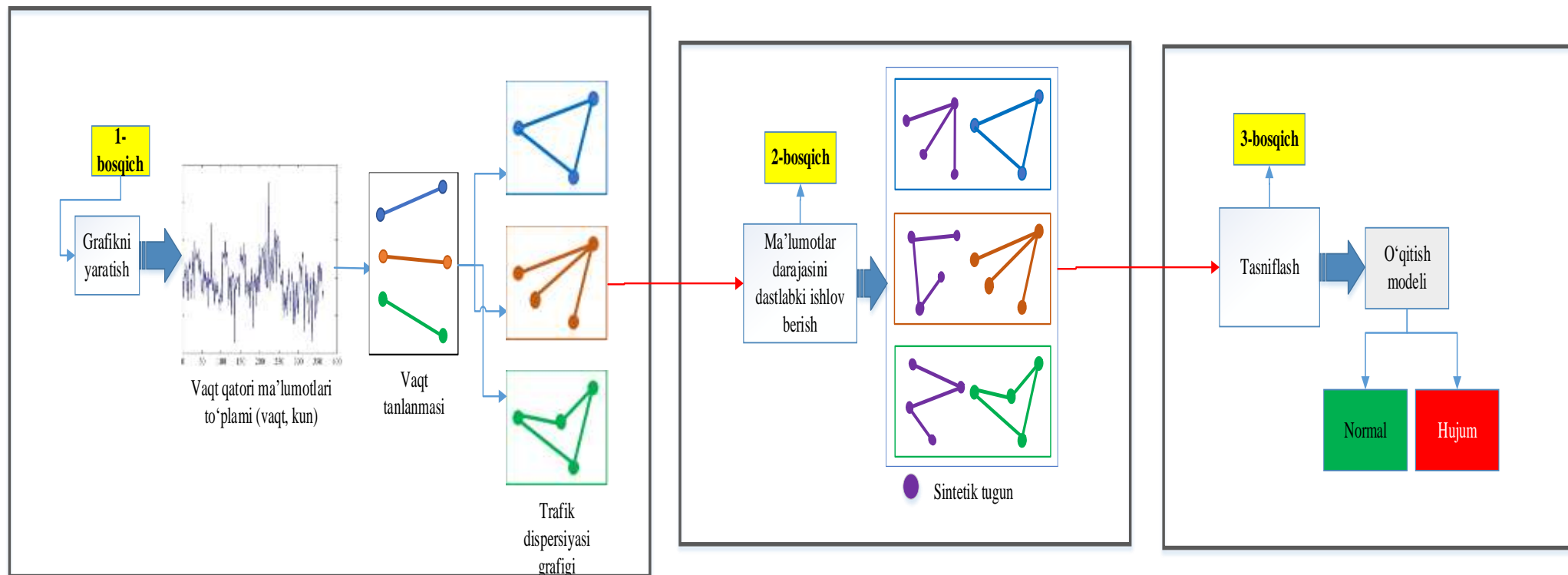
R –gibrid va SM –gibrid deb ataladigan graf ma'lumotlar qatlamidagi ushbu ikki oldindan ishlov berish usuli qismgraf topologiyasiga ta'sirini kamaytirish uchun vaqt qatorining bo'laklangan ma'lumotlaridan foydalanadi.

2.1-rasmda tarmoq trafigini qurishda nazorat qilinadigan mashinali o'qitish metodologiyasi uchta alohida bosqichga bo'linadi: grafikni yaratish; ma'lumotlar darajasini dastlabki ishlov berish va klassifikatsiyalash. Nazoratsiz yondashuv ma'lumotlar qatlamini qayta ishlash bosqichini talab qilmaydi.

3. TARMOQ TRAFIGINI QURISH BOSQICHLARI

1-bosqich: grafikni yaratish

Vaqt tahlili va trafikni taqsimlash grafiklari



2.1-rasm. Tarmoq trafiginu qurishda nazorat qilinadigan mashinali o'qitish metodologiyasi bosqichlari

Tugun xatti-harakatlarini klassifikatsiyalash vazifasi bu yerda nazoratlanadigan mashinali o‘qitish vazifasi sifatida ko‘rib chiqilganligi sababli, normal va hujum xatti-harakati ta’rifiga mos keladigan dastlabki ma’lumotlar to‘plami talab qilinadi. 2.1-jadvalda tarmoq trafingining ma’lumotlar majmuasi strukturasi keltirilgan.

2.1-jadval. Tarmoq trafingining ma’lumotlar majmuasi strukturasi

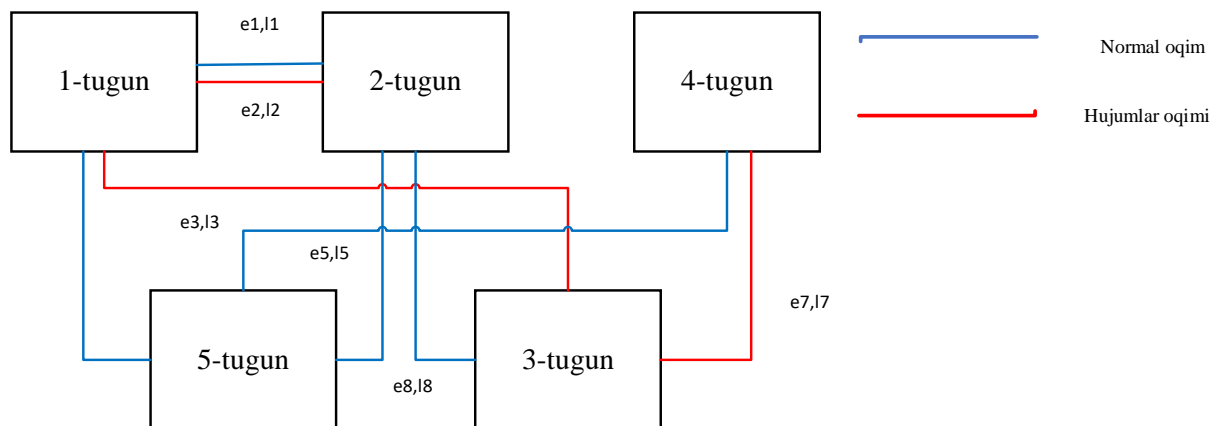
Manba IP-adresi	Manba porti	Manzil IP-adresi	Manzil porti	Protokol	Vaqt belgisi	Manba baytlari	Manzil baytlari	...	Teg (metka)
172.20.1.12	80	10.0.0.25	21	TCP	234518844	80	178		1
172.20.1.14	443	10.0.0.30	3022	UDP	004518844	1000	80		0
172.20.1.17	1234	10.0.1.50	152	TCP	451236744	143	56		2
172.20.1.10	21	10.1.1.75	49	UDP	221004439	1010	254		1

Bu yerda vaqtni taqsimlash operatsiyasidan foydalanish taklif etiladi, bu tarmoq trafingini ma’lumotlar to‘plamini belgilangan vaqt intervaliga bo‘lish imkonini beradi va vaqt tasvirlari deb ataladi. Ularning har biridan trafik taqsimoti grafiklari olinadi. Har bir trafik taqsimoti grafigi IP-adres va port raqamining kombinatsiyasi sifatida ob’yektlar deb ataladigan tugunlar, shuningdek, tugunlar o‘rtasida trafik almashinuvini ko‘rsatadigan uchlar bilan tavsiflanadi. Ushbu ta’riflardan so‘ng, tarmoq trafingining ma’lumotlar to‘plamining har bir qatorini yo‘naltirilmagan uch deb hisoblash mumkin [7, 956-957-b.]. Darhaqiqat, har bir satr manba va qabul qiluvchi o‘rtasida almashinadigan ma’lumotlar, shuningdek, qabul qiluvchi tomonidan manbaga yuborilgan javob haqidagi ma’lumotlarni o‘z ichiga oladi. 2.2-jadvalda ajratib olingan uchliklarning tavsifi keltirilgan.

2.2-jadval. Ajratib olingan uchliklar

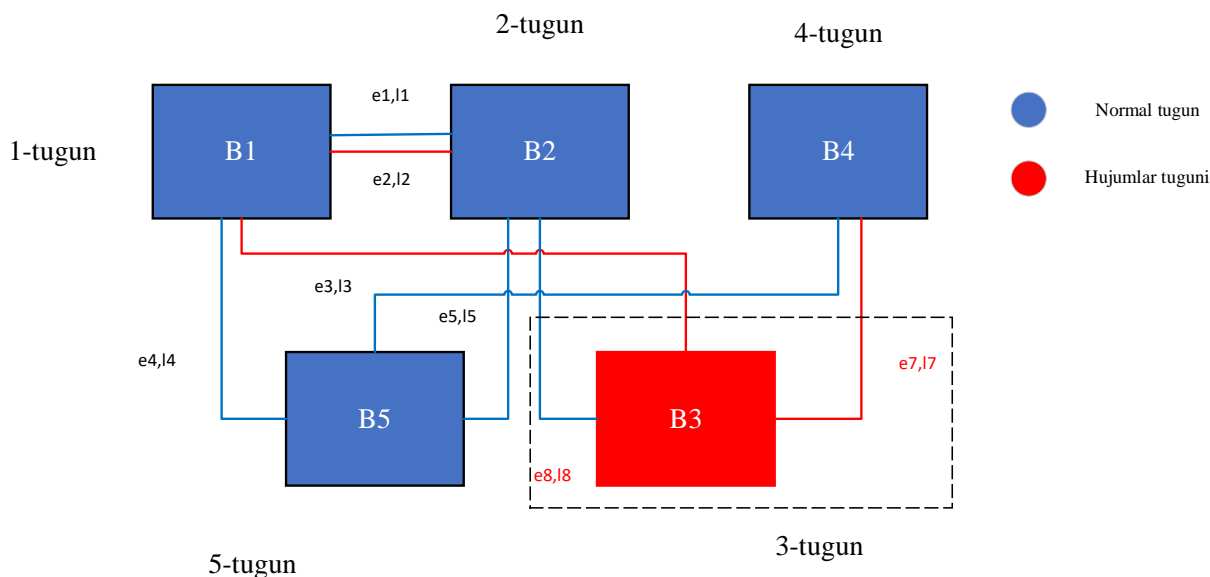
Manba obyekt	Manzil obyekt	Uchlar	Belgilar
Tugun 1	Tugun 2	e1	11
Tugun 1	Tugun 2	e2	12
Tugun 3	Tugun 1	e3	13
Tugun 1	Tugun 4	e4	14
Tugun 2	Tugun 5	e5	15
Tugun 4	Tugun 5	e6	16
Tugun 3	Tugun 4	e7	17
Tugun 2	Tugun 3	e8	18
...

2.2-rasmda uchlar elementlari bilan trafikni taqsimlash grafiklari taqdim etilgan.



2.2-rasm. Uchlar elementlari bilan trafikni taqsimlash grafiklari

Biroq, trafik to‘g‘risidagi ma’lumotlar hali ham grafning uchlarida saqlanadi, shuning uchun ularni tugunning xatti-harakatlariga o‘tkazish uchun operatsiya talab etiladi. 2.3-rasmda tarmoq trafiginini taqsimlash grafiklari keltirilgan, unda tugunlarning harakati uchlar belgilari vektorlarini birlashtirish orqali hisoblanadi.



2.3-rasm. Tarmoq trafiginini taqsimlash grafiklari

Ushbu operatsiya ma’lum bir tugun ishtirok etadigan uchlarining barcha xususiyat vektorlarini birlashtirish orqali amalga oshiriladi. Tugunlar bilan bog‘langan barcha uchlar $e_j = \{f_{j1}, f_{j2}, \dots, f_{jN}\}$ xususiyat vektori sifatida tavsiflanadi, bu yerda N – xususiyatlar soni va f_{jh} j – uchlarining h – xususiyatlarini ifodalaydi, u holda

$tugun_i$ ning B_i xatti-harakati uning uchlar xususiyatlarini tavsiflaydi [8, 40-43-b.]. Misol uchun, 2.3-rasmda, B_3 , ya'ni. $tugun_3$ ning xatti-harakati 2.1-tenglamada ko'rsatilganidek, e_3 , e_7 va e_8 uchlarining xususiyat vektorlarini birlashtirish orqali hisoblanishi mumkin.

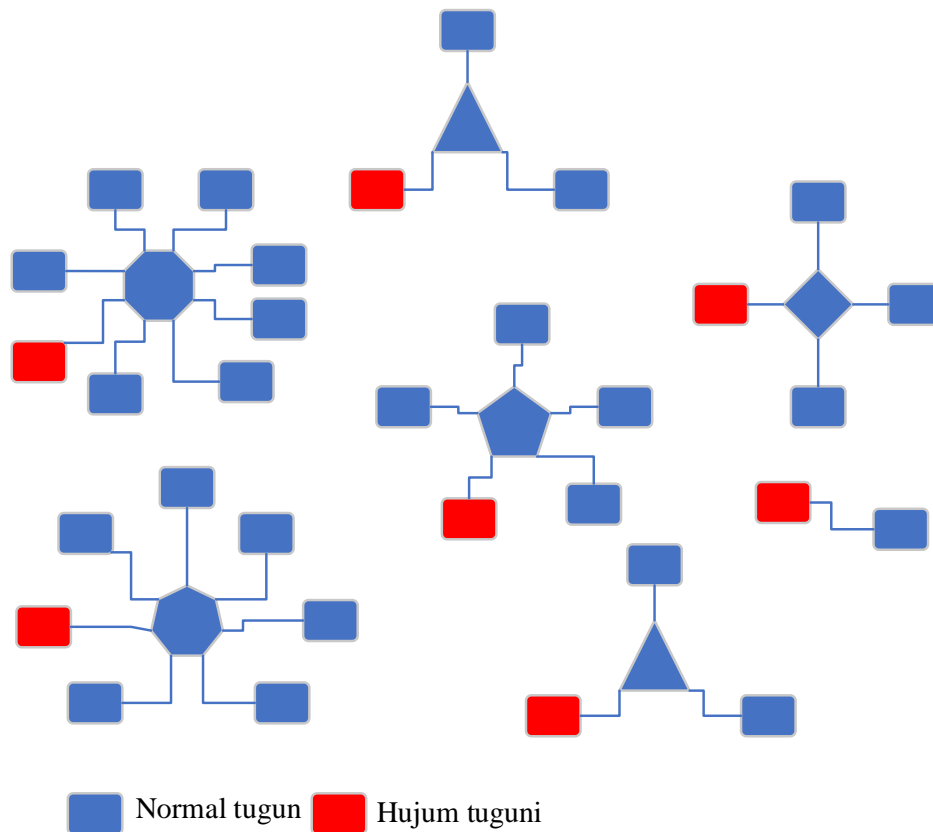
$$B_3 = \left\{ \frac{f_{3_1} + f_{7_1} + f_{8_1}}{3}, \frac{f_{3_2} + f_{7_2} + f_{8_2}}{3}, \dots, \frac{f_{3_N} + f_{7_N} + f_{8_N}}{3} \right\} \quad (2.1)$$

Bundan tashqari, ulangan uchlarining soni, bir xil ob'jektga ega uchlarining maksimal soni va boshqalar kabi qo'shimcha ma'lumotlarni hisobga olgan holda hisoblanishi mumkin bo'lgan m qo'shimcha funksiyalarni qo'shish orqali tugunning xatti-harakati tavsifini yaxshilashi mumkin. Ushbu jarayon harakat vektorining o'lchamini N dan $N + m$ elementgacha oshiradi.

Trafikni taqsimlash grafigini yaratgandan va chegara ma'lumotlarini tugunlarning xatti-harakatiga aylantirgandan so'ng, oddiy tugunlarni hujumlardan ajratish uchun har bir tugunga belgilash muhimdir. Real foydalanish holatlarida razvedka, xizmat ko'rsatishni rad etish, portni skanerlash va boshqa ko'plab hujumlarni amalga oshirish uchun bug'unchilar o'z maqsadlari bilan aloqani boshlaydigan faol ob'jektlardir. Shuning uchun, oddiy va tajovuzkor xatti-harakatlarini belgilash uchun faqat tugun manba ob'yekti sifatida paydo bo'ladigan uchlarga mansub belgilar hisobga olinadi va birlashtiriladi. Agar ushbu belgilarning aksariyati oddiy uchlar bo'lsa, u holda tugun normal deb belgilanadi. Aks holda, u hujum sifatida belgilanadi.

Grafik funksiyalarini kengaytirish. Taklif etilayotgan yondashuv tugun tavsiflarini yaxshilash/boyitish uchun trafikni taqsimlash grafik strukturasi bilan yangi ma'lumotlarni ajratib oladi. Shunday qilib, har bir tugunning xatti-harakati oxir-oqibatda xatti-harakatlar va grafik xususiyatlar bilan aniqlanadi.

Tarmoq traficing ma'lumotlar to'plamiga asoslangan trafikni taqsimlash xronologiyasini yaratish va xostlarni IP-adres va port raqamining kombinatsiyasi sifatida aniqlash 2.4-rasmda ko'rsatilganidek, bir nechta qismgraf tuzilmalari bilan tavsiflangan fragmentlangan grafiklarni yaratadi. 2.4-rasmda tarmoq traficing vaqtinchalik tasvirdan olingan grafiki taqdim etilgan.



2.4-rasm. Tarmoq trafingining vaqtinchalik tasvirdan olingan grafigi

Darhaqiqat, belgilangan qisqa vaqt ichida ma’lum bir tugun bilan bog‘liq faoliyat cheklangan bo‘lib, bu oddiy va ajratilgan grafik tuzilmalarni yaratishga yordam beradi. Biroq, kamdan-kam hollarda, qismgraf faqat bitta tugun bilan bog‘langan ikkita zich qismdan iborat bo‘lgan murakkab tuzilmalar hosil bo‘ladi.

Strukturalarda r –tugunli ko‘prik, r –tugunli ko‘priklar to‘plami va e ko‘prik tushunchalarini belgilaydi.

3.1-ta’rif

$G = (V, E)$ –graf va G grafning tugunlari $u, v, z \in V$ va $u \neq v \neq z$ bo‘lsin. Bu tugunlar orasidagi faqat ikkita qo‘shni uchlar $e_1 = \{v, u\}, e_2 = \{v, u\} \in E$ bo‘lsin va ushbu e_1 va e_2 lar G ning ko‘prigi bo‘lsin.

$G'_{e_i} = (V'_{e_i}, E'_{e_i})$ va $G''_{e_i} = (V''_{e_i}, E''_{e_i})$ bo‘lsin, unda $i = 1, 2$ –komponentlar mos ravishda e_1 yoki e_2 kesish orqali olinadi va $r = \max_{i=1,2} \min\{|V'_{e_i}|, |V''_{e_i}|\}$ bo‘ladi. U holda v r –tugun ko‘prigi deb ataladi va $W_s - r \geq s$ holat uchun r –tugun ko‘priklar to‘plami bo‘ladi. Olib tashlangan uchlar e –ko‘prik deb nomlanadi. Ushbu ta’rif W_s ning barcha elementlarini aniqlash imkonini beradi [9, 32467-32468-b.]. Ularning har biri uchun ikkita zich qismni ajratish va ikkita alohida qismgraf yaratish uchun uning e –ko‘prigi olib tashlanadi va shu bilan umumiy murakkablik kamaytiriladi.

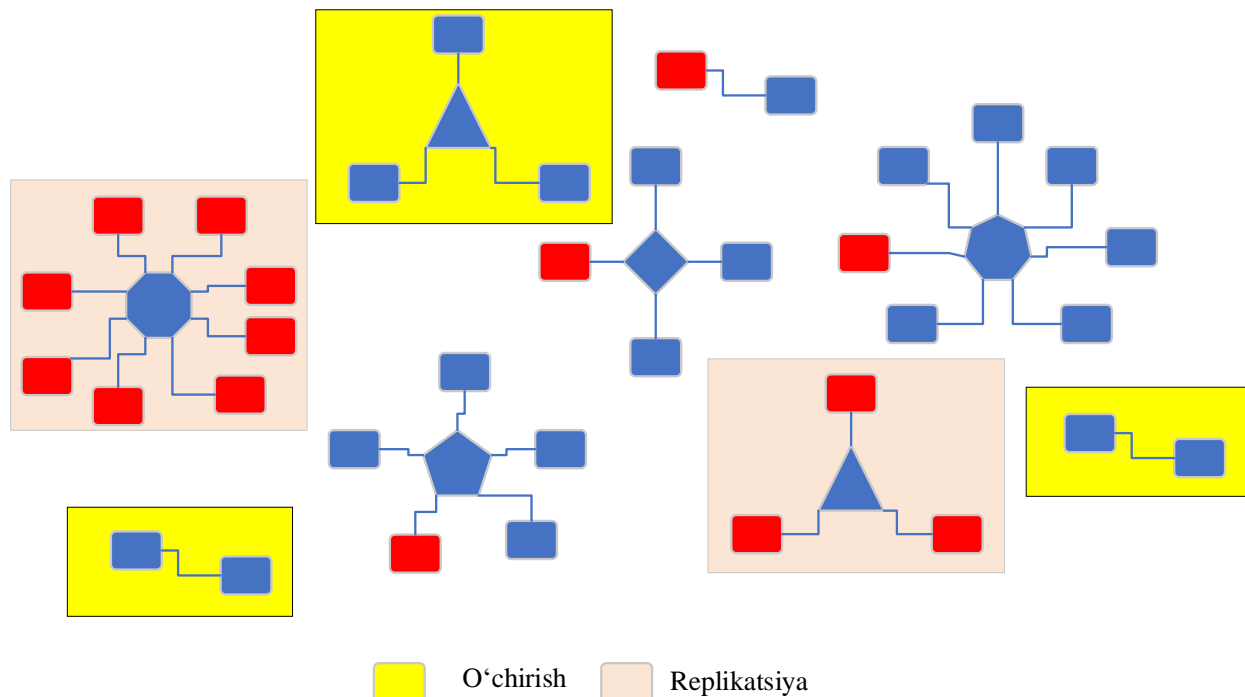
4. 2-BOSQICH: MA'LUMOTLAR DARAJASINI DASTLABKI ISHLOV BERISH

1-bosqichda yaratilgan normal va hujum xatti-harakatlari tugunlarining taqsimlanishi boshlang'ich ma'lumotlar to'plamidagi kabi nomutanosiblikdan aziyat chekishda davom etmoqda.

Shu sababli 2-bosqichda nazorat qilinadigan mashinali o'qitish natijalarini yaxshilash uchun taklif etilgan g'oya har bir vaqt trafik taqsimoti jadvali uchun yangi sintetik namunalarni yaratishi mumkin bo'lgan ikkita yangi usulni joriy etish orqali hujum qiluvchi va normal tugunlar sonini muvozanatlashdan iborat. Bir tomondan, bu amallar oddiy tugunlarni o'z ichiga olgan takroriy qismgraflarni olib tashlashga harakat qiladi. Boshqa tomondan, ular mahalliy ko'plab hujum tugunlaridan iborat bo'lgan eng "qiziqarli" qismgraflarni ko'paytirishga harakat qilishadi. Shunday qilib, ushbu usullar 2.5-rasm va 2.6-rasmda ko'rsatilgan trafik taqsimoti grafigining har bir qismgrafining strukturaviy topologiyasini o'zgartirmasdan, grafik muvozanatining buzilishi muammosini hal qiladi. Xususan, birinchi yondashuv har bir trafik taqsimoti jadvali (R gibrid deb ataladi) uchun taqqoslanadigan klass taqsimotini olish uchun RUS va ROS usullarini birlashtiradi, ikkinchi yondashuv esa RUS, SMOTE va ROS usullaridan (SM gibrid deb ataladi) foydalanadi.

Yuqorida aytib o'tilganidek, birinchi qadam ikkala yondashuv uchun ham bir xil, ya'ni har bir momentda faqat eng ko'p ifodalangan klassga mansub tugunlar bilan tavsiflangan qismgraf tuzilmalarini aniqlashni amalga oshiradi [10, 11-12-b.]. Ushbu tuzilmalar topilgandan so'ng, ular ushbu klassning populyatsiyasi ikki baravar kamayguncha har bir tasvir uchun tasodifiy ravishda olib tashlanadi.

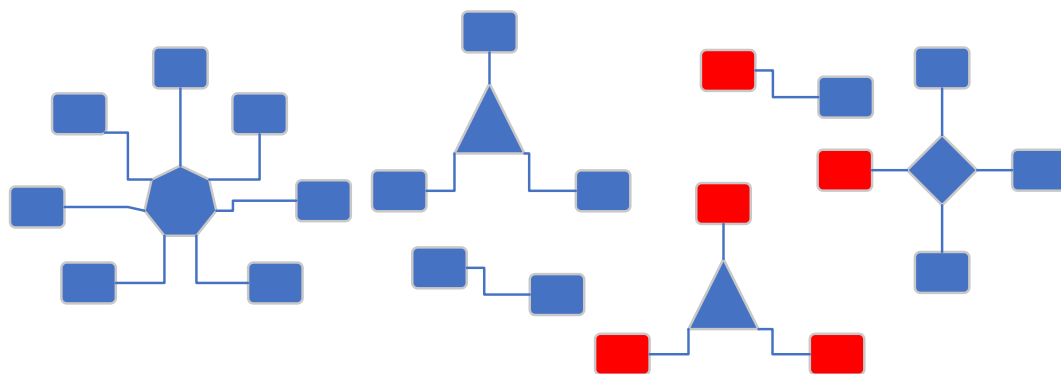
Shunday qilib 2.5-rasmda grafik ma'lumotlar qatlami ma'lumotlarini ko'paytirish usulining strukturasi taqdim etilgan: o'chirish (odatiy tugunlar) va replikasiya (ko'rsatilmagan hujum tugunlari).



2.5-rasm. Grafik ma'lumotlar qatlami ma'lumotlarini ko'paytirish usulining strukturasi

Shunday qilib, to'g'ridan-to'g'ri relyatsion ma'lumotlar o'zgarmaydi va buzilmagan qismgraflarning strukturasi ham o'zgarmaydi.

Keyinchalik, trafik taqsimoti grafigining har bir qismgrafi uchun tuzilmalar tanlanadi va tasodifiy takrorlanadi, ular tugunlarning kamida 60% kamroq ifodalangan klassga mansub ekanligi bilan tavsiflanadi. 2.6-rasmda grafik ma'lumotlar qatlamida ma'lumotlarni ko'paytirish usulinnig strukturasi ko'rsatilgan (kengaytirilgan grafik klasslari muvozanatlangan).

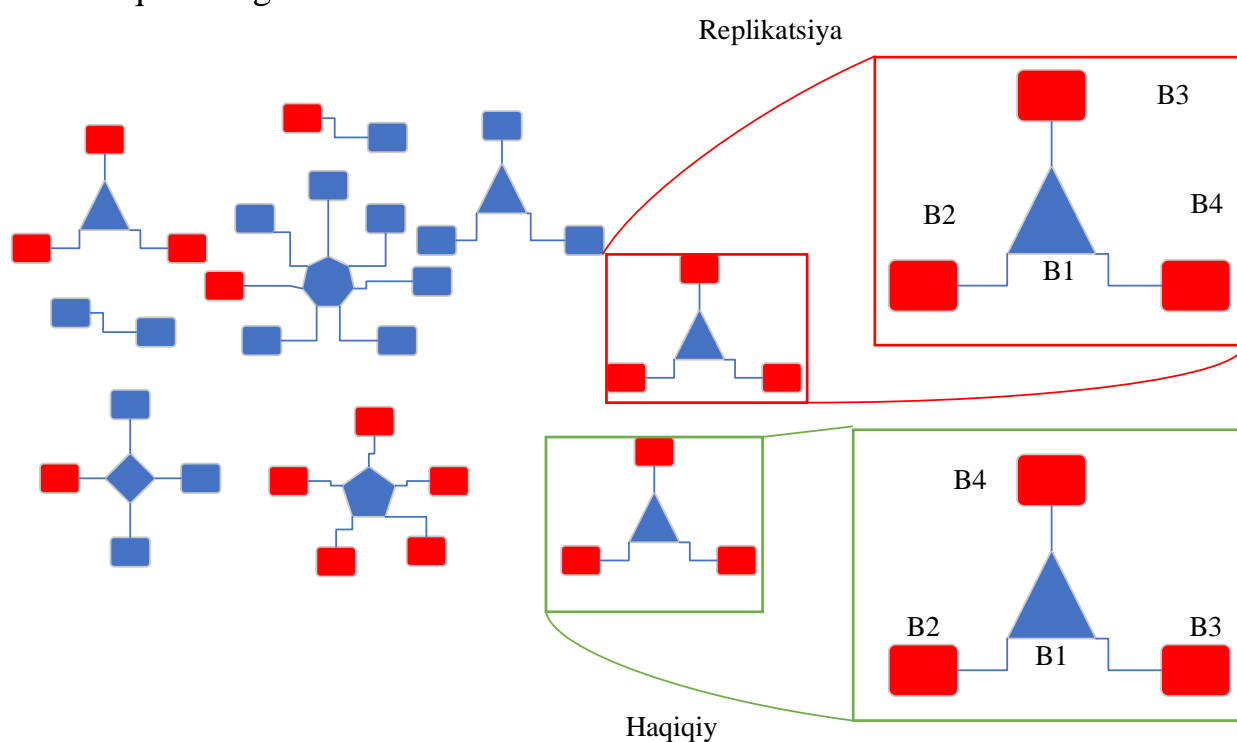


2.6-rasm. Grafik ma'lumotlar qatlamida ma'lumotlarni ko'paytirish usulining strukturasi: kengaytirilgan grafik klasslari muvozanatlangan.

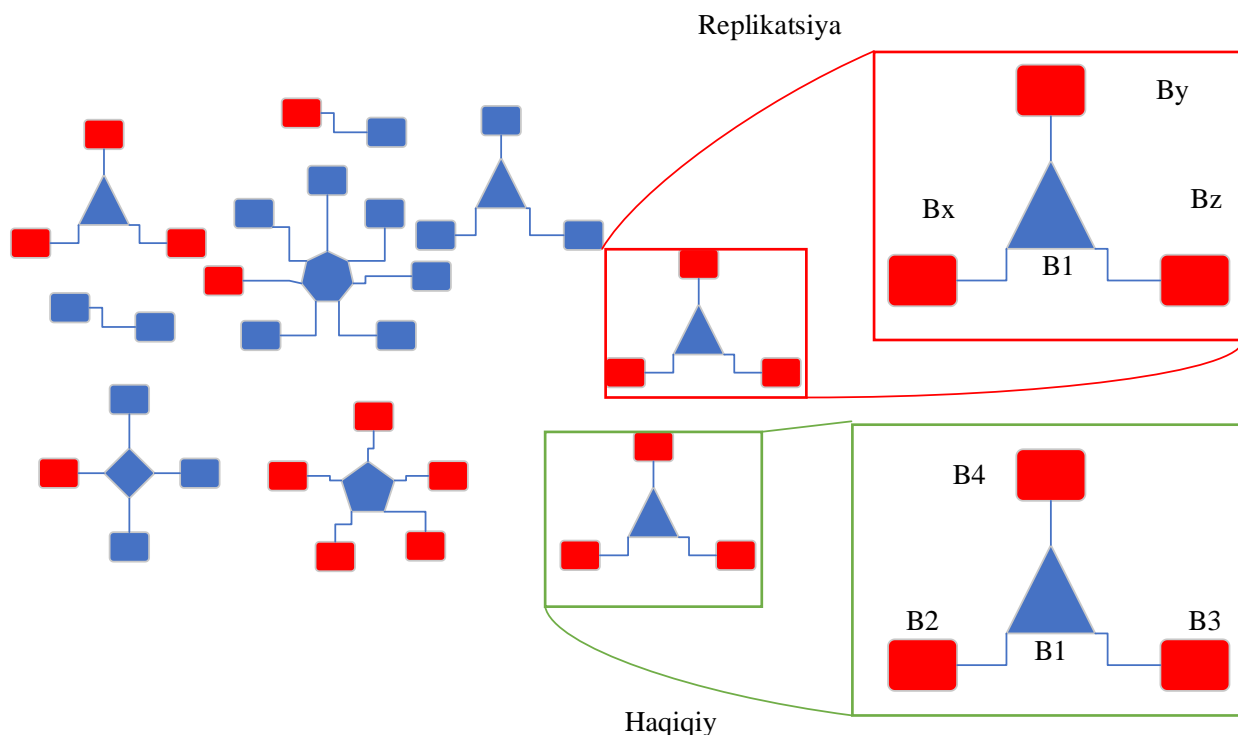
Tanlangan qismgraflarda hujum qiluvchi va oddiy tugunlar o'rtasidagi tanlangan foiz ushbu yondashuvning yaqinlashishini ta'minlash uchun tanlanadi, ya'ni, har bir iteratsiyada ko'pchilik klassiga mansub elementlardan ko'ra kamroq ifodalangan klassga mansub elementlar qo'shiladi, bu esa muvozanatli populyatsiya erishishga imkon beradi. Replikatsiya jarayoni trekker tugunlari soni oddiy tugunlarning boshlang'ich populyatsiyasiga, ya'ni replikatsiya amali boshlanishidan oldin populyatsiyaga yetganda to'xtaydi.

Ikkala yondashuv ham qismgraf tuzilmalarini bir xil tarzda takrorlashiga qaramasdan, ularning asosiy farqi har bir qismgraftdagi bitta tugunning xatti-harakatlarini qanday takrorlashdadir.

1. R-gibrid: ROS strategiyasidan foydalangan holda nafaqat eng muvofiq qismgraflarni, balki ularning tugunlarining xatti-harakatlarini ham takrorlaydi. 2.7-rasmda R –gibrid usuli yordamida tugun xatti-harakatlarini yaratishdagi farq keltirilgan.



2. SM gibrid: RUSni qo'llaganingizdan so'ng, bu usul eng mos keladigan subgraflarni ishlab chiqaradi, ammo normal xatti-harakatlar ROS usuli yordamida takrorlanadi, buzg'unchilarning tugunlari esa SMOTE usuli yordamida amalga oshiriladi. 2.8-rasmda SM –gibrid usuli yordamida tugun xatti-xarakatlarini yaratishdagi farq ko'rsatilgan.



2.8-rasm. *SM* –gibrid usuli yordamida tugun xatti-xarakterlarini yaratishdagi farq *SMOTE* usulida grafikning xarakteristikalarini hisobga olinmaydi, chunki ular bevosita tanlangan qismgrafga bog‘liq va keyinroq hisoblanishi mumkin. *SMOTE* usulini qo‘llash uchun ozchilik klassida qo‘shnilarning minimal soni (N) bo‘lishi kerak. Agar bu shart bajarilmasa, uning o‘rniga *ROS* usuli qo‘llaniladi.

5. 3-BOSQICH: KLASSIFIKATSIYALASH

3-bosqichda tugunlarning xatti-harakatlarini klassifikatsiyalash deep learning modellarini o‘qitish orqali amalga oshiriladi. Taqdim etilgan ma’lumotlar strukturasi hisobga olgan holda, bu yerda ikkita turli xil o‘qitish yondashuvlari taqqoslanadi - oddiy va hujum tugunlarini klassifikatsiyalash uchun xatti-harakatlar va grafik xususiyatlardan foydalanadigan neyron tarmoqlar va konvulyutsiya yordamida grafikdan olingan qo‘shni ma’lumotlarni birlashtirgan grafik konvolyutsion tarmoqlar. Bu yerda konvolyutsion filtrlarni modellashtirish uchun K darajasigacha bo‘lgan Chebichev polinomialari qo‘llaniladigan grafik konvolyutsion tarmoqlarning ikkitasi amalga oshiriladi [11, 100967-b.]. Xususan, birinchi amalga oshirish maksimal Chebichev darajasi K ga asoslanadi va ikkinchi amalga oshirish birinchi tartibli grafik konvolyutsiya tarmoqlari deb ataladigan Chebichev soddalashtirishga (chiziqli polinom) asoslangan.

6. XULOSA

Tadqiq etilgan metodologiya tarmoq trafiginin taqsimlash grafining birinchi dastlabki holatini yaratishga imkon beradi va tugunlarning tavsiflarini takomillashtirish uchun trafikni taqsimlash grafik strukturalaridan yangi ma’lumotlarni ajratib oladi.

ADABIYOTLAR

1. Silva, T.C. , Zhao, L. , 2016. Machine learning in complex networks, volume 1. Springer. Stivala, A.D., Koskinen, J.H., Rolls, D.A., Wang, P., Robins, G.L., 2016. Snowball sampling for estimating exponential random graph models for large networks. *Social Networks* 47, 167–188
2. Fernandez A, García S, Galar M, Prati RC, Krawczyk B, Herrera F (2018c) Dimensionality reduction for imbalanced learning. In: *Learning from imbalanced data sets*. Springer, pp 227–251
3. Leevy, J.L., Khoshgoftaar, T.M., Bauder, R.A., Seliya, N., 2018. A survey on addressing high-class imbalance in big data. *Journal of Big Data* 5 (1), 1–30.
4. Garcia-Garcia, A., Orts-Escolano, S., Oprea, S., Villena-Martinez, V., Martinez-Gonzalez, P., Garcia-Rodriguez, J., 2018. A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation. *Applied Soft Computing* 70, 41–65
5. Wu, Y., Cao, N., Archambault, D., Shen, Q., Qu, H., Cui, W., 2016. Evaluation of graph sampling: A visualization perspective. *IEEE transactions on visualization and computer graphics* 23 (1), 401–410
6. Scarselli, F. , Gori, M. , Tsoi, A.C. , Hagenbuchner, M. , Monfardini, G. , 2008. The graph neural network model. *IEEE Transactions on Neural Networks* 20 (1), 61–80
7. Kwon, D., Kim, H., Kim, J., Suh, S.C., Kim, I., Kim, K.J., 2019. A survey of deep learning-based network anomaly detection. *Cluster Computing* 22 (1), 949–961
8. Zoghi, Z. , 2020. Ensemble Classifier Design and Performance Evaluation for Intrusion Detection Using UNSW-NB15 Dataset. University of Toledo, pp.118
9. Jiang, K., Wang, W., Wang, A., Wu, H., 2020. Network intrusion detection combined hybrid sampling with deep hierarchical network. *IEEE Access* 8, 32464–32476
10. Zhang, S., Tong, H. , Xu, J., Maciejewski, R., 2019. Graph convolutional networks: a comprehensive review. *Computational Social Networks* 6 (1), 1–23
11. Monshizadeh, M., Khatri, V., Atli, B.G., Kantola, R., Yan, Z., 2019. Performance evaluation of a combined anomaly detection platform. *IEEE Access* 7, pp.100964–100978