УДК 004.77 519.2

PACS: 84.35.+i, 84.40.Ua

ДЄЄВ Костянтин Сергійович
Черкаській національній університет
імені Богдана Хмельницького,
викладач кафедри автоматизації та
комп'ютерно-інтегрованих технологій
e-mail: kostic2006@ukr.net

МОДЕЛЮВАННЯ АБСТРАКТНОГО МЕРЕЖЕВОГО ПАКЕТНОГО ФІЛЬТРА З МОЖЛИВІСТЮ КЛАСИФІКАЦІЇ ОДНОРАНГОВОЇ ВЗАЄМОДІЇ

Анотація. *У роботі розглянуто модель абстрактного мережевого пакетного фільтра який дозволяє проводити класифікацію однорангової взаємодії виду точка-точка. Модель відповідає математичного опису, апроксимованого за допомогою полінома представлення пакетного заголовку та протокольних повідомлень мережевого рівня. З використанням апарату методу групового врахування аргументів (МГВА) розроблено модель абстрактного мережевого пакетного фільтра з можливістю класифікації однорангової взаємодії. Метою даної роботи є створення гнучкої абстракції функцій типового мережевого фільтра в умовах переважаючого в глобальних мережах типу трафіку. В роботі наведено модифікації алгоритму МГВА, проведена оптимізація вибору ключових вхідних параметрів, зокрема при формуванні шару класифікації та вибору масиву вхідної тестової послідовності.*

Ключові слова: *класифікація трафіку, мережевий фільтр, однорангова взаємодія, якість обслуговування в пакетних мережах.*

Вступ

Необхідність проведення пакетної обробки на високих швидкостях виникає внаслідок зростання попиту на доступ до мережі Інтернет загалом, зокрема, за допомогою бездротових мобільних пристроїв. Проведення моніторингу такої активності має чіткі переваги – можна приблизно оцінити напрямок розвитку окремої технології, щоб в майбутньому спрогнозувати необхідну ємність для розширення зовнішніх каналів зв'язку [1]. Застосування таких пристроїв як NAT чи IDS робить їх центральними сервісними елементами пакетної мережі, оскільки за умовами їх режиму роботи весь трафік має проходити через них. Створення ефективної моделі взаємодії однорангових додатків дозволить встановлювати класифікатори мережевого трафіку не лише як апаратні системи аналізу трафіку, але й як програмні комплекси пост-обробки перехопленого трафіку [2]. Деякі системи мережевого моніторингу та систем мережевої безпеки обробляють набір пакетів як одне ціле, залежно від типу протоколу корисного навантаження верхнього рівня, базуючись на інформації, яка була отримана з пакетних заголовків.

1. Моделювання однорангової взаємодії в глобальних мережах

В той час коли існує велика кількість рішень від відомих розробників апаратних мережених пристроїв, розробники відкритих систем стикаються зі труднощами, пов'язаними з необхідністю проводити оптимізації у програмному забезпеченні для досягнення достатньої швидкодії або через дефекти у реалізації апаратних схем мережених адаптерів, які використовуються для аналізу мережевого трафіку [3]. Деякі дослідники скаржаться, що зростання швидкості підключення не відповідає закону Мура, інші стверджують, що запропоновані швидкості здебільшого не використовуються масово.

Суттєвою перевагою МГВА є однозначність інтерпретованих даних і зв`язків в коротких вибірках спостережень, тоді як мінімум критерію вказує на оптимальну наближену модель з більш простою структурою і підвищеною точністю у порівнянні до

структури імітаційної моделі. Слід зазначити, що за допомогою МГВА можуть бути отримані лише наближені моделі. З використанням апарату методу групового врахування аргументів (МГВА) розроблено модель абстрактного мережевого пакетного фільтра з можливістю класифікації однорангової взаємодії типу точка-точка. Модель тотожна поняттю математичного представлення, апроксимованого за допомогою полінома опису пакетного заголовку та протокольних повідомлень мережевого рівня. За своєю структурою алгоритм МГВА можна охарактеризувати як підхід у навчанні порядкових систем ідентифікації зображень, що загалом реалізують за допомогою персептронів чи нейромереж. Основною відмінністю багатошарового алгоритму МГВА є оперування з неперервними змінними (саме такою варіативність характеризується мережевий трафік та однорангова взаємодія). За своєю точністю такий підхід з персептронами в нейромережах не поступається поліноміальним алгоритмам МГВА, при наявності достатньо довгої тренувальної навчальної вибірки, низької дисперсії хибних спрацьовувань та великій кількості рівнів класифікаційних шарів[4]. Як вже було зазначено, лише неперервні змінні дозволяють визначити мінімум селективного критерію, формуючи спрощену структуру наближеної моделі. МГВА повно характеризує підвищення точності отримання наближених моделей мережевого трафіку, а у розглянутому випадку з одноранговою взаємодією та відповідною класифікацією він забезпечує найбільш ефективне використання ресурсів. МГВА використовуються в різних сферах попереднього аналізу даних та знаходження відношень, моделювання складних систем, оптимізації та прогнозуванні. Індуктивні підходи МГВА надають можливість автоматично знаходити залежності в потоках даних, вибирати оптимальну схему реалізації моделі, підвищувати точність класифікації застосовних алгоритмів, тощо. Метод складається з декількох алгоритмів для вирішення деяких специфічних завдань. В нього входить набір параметричних алгоритмів, а також алгоритми адитивних аналогій, бінарного розкладу та ймовірнісні алгоритми. Підхід самоорганізації проходить через підбір моделей, що кожного разу спрощується та на виборі наближеного розв’язку згідно з мінімумом визначеного критерію. При чому кількість шарів і нейронів в прихованих шарах, структуру, вагові коефіцієнти та інші оптимальні параметри нейромережі знаходяться автоматично. В той же час гарантується знаходження найточнішої моделі класифікації, оскільки метод не пропускає найкращого рішення під час перебору всіх варіантів [1]. В запропонованій моделі будь-які ознаки мережевої взаємодії, що можуть мати вплив на вихідний результат класифікації використовуються як вхідні параметри. Інтерпретаційні взаємозв`язки у протокольних заголовках обираються ще до аналізу даних, обираючи тим самим продуктивні вхідні змінні. Реалізований алгоритм має багатошарову структуру, завдяки чому можливе застосування паралельних обчислень для його реалізації. З попереднього рівня на наступний передається не один, а декілька кращих результатів класифікації мережевої взаємодії, що може використовуватися для підвищення точності інших моделей чи алгоритмів їх моделювання. Отримання моделі абстрактного мережевого пакетного фільтра з можливістю класифікації однорангової взаємодії типу точка-точка ділиться на кілька етапів. Етап формування починається з вибору ключових змінних, а закінчується визначенням найбільш точної моделі з переведенням її на наступний рівень класифікації.

Кількість рівнів класифікації може бути визначена за формулою (1):

$$C_N^K = \frac{N!}{K!\cdot(N-K)!} \qquad (1)$$

Для формування ряду класифікації опис об'єкта $O = f(x_1,...,x_n)$ замінюється кількома рядами окремих записів вигляду $o_1 = f(x_1, x_2)$. В нього входять всі ефективні аргументи повного опису. Вихідними аргументами наближеної моделі, що формуються при цьому виступають функції що перенесені у вищий ряд за критерієм найвищої подібності. Таким чином означені параметри наближеної моделі на першому ряді класифікації (2) використовуються і походять з матриці досліджень:

$$o_1 = f(x_1, x_2),\ o_2 = f(x_2, x_3),\ \ldots,\ o_A = f(x_{N-1}, x_N),\ \text{де}\ A = C_N^2. \tag{2}$$

Для опису моделей другого ряду класифікації за параметри функції "*O*" приймаються моделі попереднього ряду (3), що переведені на вищий ряд класифікації – "*P*":

$$p_1 = f(o_1, o_2),\ p_2 = f(o_2, o_3),\ \ldots,\ p_B = f(o_{M-1}, o_M), \tag{3}$$

де кількість класифікаційних моделей *B* визначається за формулою (4):

$$B = C_M^2 \left(C_N^2 - C_P^2\right). \tag{4}$$

При створенні моделей третього ряду класифікації за параметри функції "*Q*" приймають моделі попереднього ряду (5), що переведені у вищий шар класифікації – "O".

$$q_1 = f(p_1, p_2),\ q_2 = f(p_2, p_3),\ \ldots,\ q_C = f(p_{L-1}, p_L), \tag{5}$$

де кількість класифікаційних моделей *C* визначається за тією ж біноміальною формулою (6):

$$C = C_L^2 \left(\left(C_M^2 - C_Q^2\right) - \left(C_N^2 - C_P^2\right)\right). \tag{6}$$

Перевірка та визначення рядів класифікації для значимих параметрів визначення однорангової взаємодії зупиняється відповідно до правила зупинки (як результат, формування запису фільтра мережевої активності), що описане нижче. У першому ряді реалізована лінійна регресія, у другому ряді - квадратична регресія, у третьому - регресія 3-го ступеня і т. д. Кожна конкретна модель ідентифікованої взаємодії є функцією пари аргументів, тому вагові коефіцієнти можна легко визначити за даними навчальної послідовності за малою кількістю вузлів інтерполяції (перша ітерація). Виключаючи проміжні незв`язні змінні (друга ітерація), ми можемо отримати наближену модель зі спрощеною структурою. Ступінь подібності можна оцінити за величиною середньоквадратичної похибки (середня для всіх функцій f, які вибирають для всіх змінних у відповідному потоці даних що проходить класифікацію). Як тільки досягнутий мінімум похибки або незміщеності, ідентифікацію однорангової взаємодії необхідно зупинити. З практики, її зупинку слід провести дещо раніше від досягнення повного мінімуму, як тільки похибка класифікації почне зменшуватись повільніше. Це гарантує отримання коректних результатів класифікації. Для отримання математичного опису, як критерій селекції при використанні критерію регулярності використовують середньоквадратичну похибку, виміряну на окремій перевірочній послідовності мережевих даних.

$$\Delta^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\varphi_i - \varphi_i'); \ \delta^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}(\varphi_i - \varphi_i')}{\sum_{i=1}^{N}\varphi_i^2} \cdot 100\%. \quad (7)$$

Перше рівняння (7) описує абсолютну похибку на послідовності для перевірки істинності, а друге – середньоквадратичну похибку на тій же послідовності. Для розрахунку критерію незміщеності всі експериментальні точки групуються, тобто розміщуються в ряд за величиною дисперсії (8):

$$\Delta^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[\frac{(\varphi_i - \overline{\varphi}_i)^2}{\overline{\varphi}_i}\right]^2 \quad (8)$$

і діляться на дві частини: точки з парними номерами утворюють послідовність R_1, а точки з непарними – послідовність R_2. За алгоритмом МГВА після кожного ряду селекції вибирається по F рівнянь регресії виду (9):

1-й ряд: $o = f(x_i, x_j);\ R_1 = N_n;\ R_2 = N_{n-1};\ o'(r) = f(x_i - x_j)$

2-й ряд: $p = f(o_i, o_j);\ R_1 = M_{n-1};\ R_2 = M_{n-2};\ o''(r) = f(x_i - x_j)$

3-й ряд: $q = f(p_i, p_j);\ R_1 = L_{n-2};\ R_2 = L_{n-3};\ o'''(r) = f(x_i - x_j)$

... …

N-ний ряд: $z = f(z_i', z_j');\ R_1 = Z_{z+1};\ R_2 = Z_z;\ o'^z(r) = f(x_i, x_j)$

Слід зазначити про суттєві переваги алгоритму класифікації мережевого трафіку та виділення взаємодії однорангових додатків в окремий сервісний клас при застосуванні його до однорангової взаємодії. Тестова вибірка даних являє собою таблицю агрегованих пакетних заголовків мережевої взаємодії [5], яка містить N параметрів (точок) спостережень множини з M змінних. Структура тестової вибірки наступна. Третина точок належать до навчальної послідовності, а остача, що залишилася формує перевірочну послідовність. Перед розбиттям точки впорядковуються за значенням відхилення. Навчальна послідовність використовується для визначення вагових коефіцієнтів полінома, а перевірочна послідовність використовується для вибору структури наближеної моделі, для якої зовнішній критерій регулярності $CR(s)$ прямує до нуля:

$$CR(s) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\varphi_i - \hat{\varphi}_i(B))^2 \to 0 \quad (9)$$

Іншим варіантом може бути застосовування підходу за критерієм зустрічного контролю $CVCR(s)$, цей варіант бере до уваги всю інформацію з послідовності даних і може бути підрахований без перерахування всієї матриці для кожної перевірочної точки, яка буде характеризувати особливість конкретного P2P-додатка:

$$CVCR(s) = \frac{1}{N}\sum_{1}^{N}[\varphi_i - \varphi_i(B)\cdot ref]^2 \to \min \qquad (10)$$

Для тестування моделі абстрактного мережевого пакетного фільтра з можливістю класифікації однорангової взаємодії типу точка-точка на відповідність за критерієм балансу вхідна послідовність даних поділяється на дві частини. Критерій дозволяє провести вибір моделі, яка буде строго монотонною на обох послідовностях. Критерій балансу буде знаходити єдину ефективну наближену модель, якщо її вагові коефіцієнти будуть лінійні, а вони є завжди такими у випадку однорангової взаємодії. Шари класифікації нарощуються доти, доки критерій незміщеності рішень класифікатора зменшується. Для отримання плавної перебірної кривої, яка дає змогу визначити правило зупинки перебірної процедури, повний пошук ведеться на групах моделей однакової складності. Наприклад, перший рівень може використовувати інформацію з кожної однієї колонки вибірки даних так, що повний пошук ведеться серед усіх можливих моделей виду:

$$\varphi = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + ... + a_N x_z \text{, де } i = 1,2,...,M \text{ .} \qquad (11)$$

Нелінійні функції можуть бути враховані як нові вхідні параметри у послідовності даних. Вихідні параметри визначається наперед та залежить від сервісного профілю мережевого трафіку досліджуваної мережі. На наступному рівні перебираються всі виявлені наближені моделі у відповідності зі схемою зображеною на рис. 1:

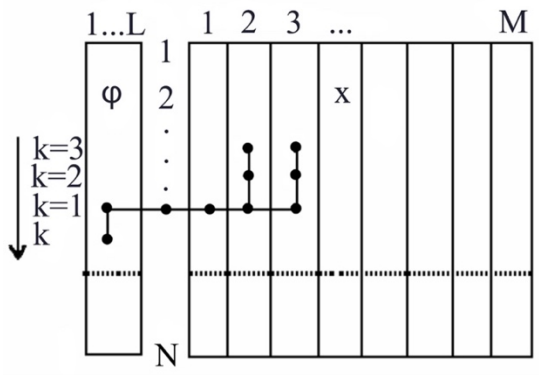

Рис. 1. Схема перебору нелінійних змінних у вхідній вибірці заголовків

Моделі оцінюються на відповідність за критеріям, доки значення критерію зменшується. Для обмеження часу обчислень пропонується під час повного перебору моделей впорядковувати змінні відповідно до значень критерію $CR(s)$, після деякого часу обчислень або кількох рівнів ітерації.

На рис. 2 зображено процес уточнення моделі магістрального каналу зв'язку на основі заголовків IP за допомогою використання альтернативних засобів аналізу мережевої взаємодій [6], а саме: використання оптимальних форм часткових описів для визначення дискримінаційного критерію. Процедура повного перебору продовжується до вибраної множини кращих змінних, поки мінімальне значення зовнішнього критерію $CVCR(s)$ не буде знайдене. Це дає можливість задавати значно більшу кількість змінних на вході та зберегти ефективні змінні між рівнями для знаходження оптимальної моделі. Результатом такого моделювання є модель оптимальної складності, яка для трафіку комп`ютерної мережі загального призначення та

однорангової взаємодії, може ідентифікувати такий обмін та віднести його до відповідного сервісного класу.

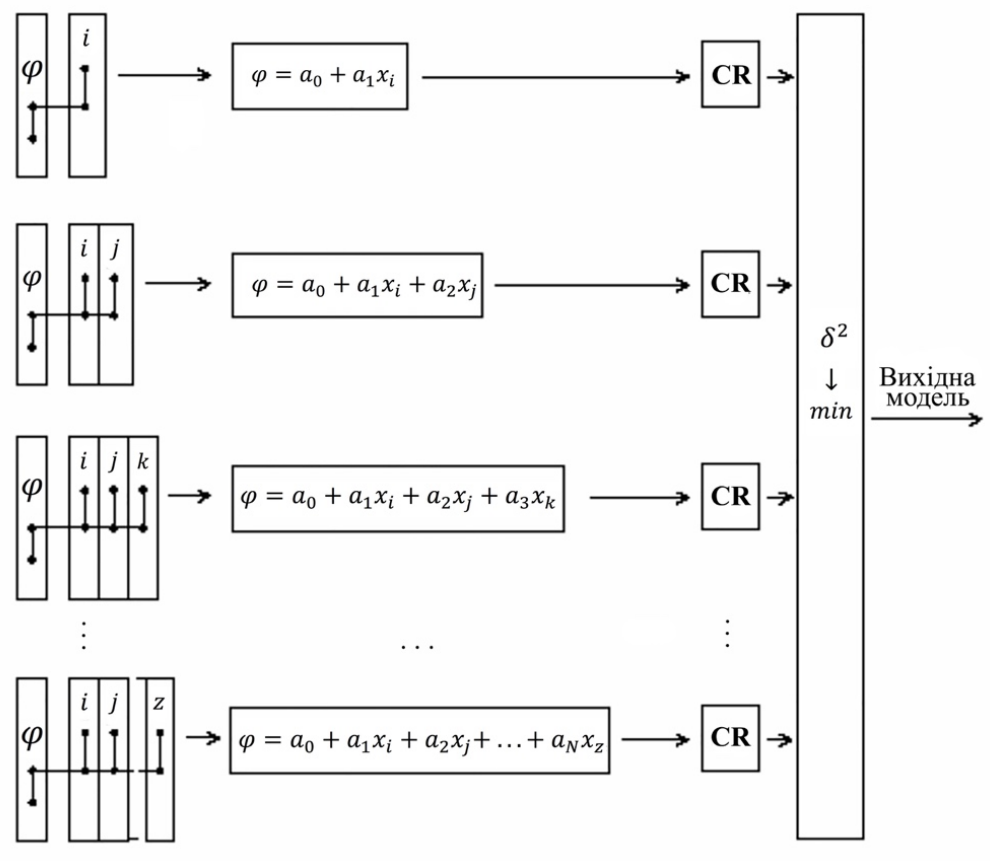

Рис. 2. Визначення оптимальної моделі класифікації мережевих пакетів за МГВА

2. Задача створення гнучкого мережевого класифікатора пакетів

Задача пакетного фільтра [7] – допомогти класифікатору обрати ті пакети, які відповідають деякому сформованому наперед відношенню із мінімальним системним навантаженням. Він має спрощувати обробку пакетів абстрагуючись від складнощів реалізованого апаратного та програмного забезпечення. Підтримка повного набору додатків має відбуватись без огляду цілей, для яких необхідна статистика по пакетам, що надходять. Обмеження деякими типами пакетів не є вдалою ідеєю. Системи, які є наразі у відкритому доступі засновані на використанні бібліотеки PCAP, не є достатніми у цьому відношенні. Основною задачею є створення гнучкої системи пакетної класифікації системи для широкого спектру застосування, і в окремому випадку, для гарантування якості сервісу для абонентів бездротових мереж третього покоління. За основні метрики було обрано пропускну здатність та простоту використання й інтеграції з існуючими системами аналізу та обробки. Проблеми, які було вирішено у розрізі покращення пропускної здатності та отримані висновки мають важливе значення для розробників, які у подальшому планують проводити дослідження комплексів пакетної обробки. Запропоноване поняття об’єднаного потоку вигідно використовувати як абстракцію рівня ядра для пакетної обробки. На відміну від раніше відомих визначень потоку (*TCP flow*, *Cisco NetFlow*, *IPFix*), об’єднаний потік [5] – це набір мережевих пакетів, що підпадають під правила, сформовані адміністратором. Наприклад, такому групуванню можуть відповідати усі пакети, портом призначення

яких, є порт 80 протоколу TCP зі встановленим значенням SYN параметра TCP-заголовка та мультимедійне навантаження з негарантованою доставкою UDP і протоколом верхнього рівня RTP. Схематично класифікацію зображено на рис. 3.

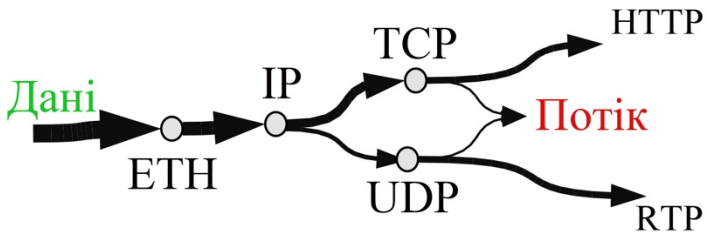

Рис. 3 Класифікація на основі потоку

Кожен потік даних після проходження функціональної обробки (наприклад, фільтрація, постановка в чергу, підрахунок) формує структуру, яка називається *flowgraph* – граф потоку. Якщо необхідно, у гілках графа може відбуватися модифікація пакета (функціонал приховування чи трансляції NAT). Треба зазначити, що поняття потоку [8] досить часто використовується у галузі мережевої взаємодії. Системи обробки пакетів дозволяють проводити над пакетами ряд маніпуляцій, групуючи їх у ланцюжки, але водночас мають можливість отримання додаткової інформації у відповідності до результату, отриманому на попередньому кроці [2]. Найяскравішими прикладами таких структур в ОС Linux є Netfilter/IPTables.

Висновки

У роботі розглянуто спосіб моделювання пакетного мережевого фільтру, який може бути застосований для класифікації однорангових взаємодій. Створена абстрактна модель отримана під час реалізації гнучкої системи класифікації мережевих пакетів може використовують як допоміжний елемент забезпечення якості обслуговування в комп`ютерній мережі. Застосовуючи операцію перевірки збігу за регулярним виразом, стає можливим розподіл пакетного навантаження та паралельне виконання функцій пошуку. Результатом робити є визначення та створення моделі оптимальної складності, яка головним чином застосовна до трафіку комп`ютерної мережі загального призначення та однорангової взаємодії. Задача класифікації мережевих пакетів з виконанням частини функцій по ідентифікації має важливе практичне значення, оскільки дозволяє побудувати масштабовану систему класифікації пакетів, яка може ідентифікувати інформаційний обмін та віднести його до відповідного сервісного класу при обмеженому апаратному чи програмному забезпеченні.

Список використаної літератури:

1. Narang A., Williamson C. A longitudinal study of P2P traffic classification // IEEE Commun. Mag., Baltimore, MD, USA, July/Aug., 2011. Vol. 27. P. 141–148.
2. Karagiannis, T. Should Internet service providers fear peer-assisted content distribution /T. Karagiannis, P. Rodriguez //International Conf. on emerging Networking EXperiments and Technologies (CoNEXT '08). - San Jose, CA, USA, Jan., 2008, Vol. 16. P. 313-326.
3. Yu F. High speed deep packet inspection with hardware support // Passive and Active Measurement Conf. (PAM 2005). Mineapolis, USA, 2006. Vol. 10. P. 325–328.
4. Sen S., Patsche O. D., Wang Y. Accurate, scalable in-network identification of P2P traffic using application signatures // IEEE Network Operations and Management Symposium (NOMS 2008). Taormina, Sicily, Italy, Oct., 2007. Vol. 22. P. 219–232.
5. Sen S., Wang J. Analyzing peer-to-peer traffic across large networks // Networking, IEEE/ACM Transactions. St. Petersburg, Russia, Sept., 2012. Vol. 14. P. 219–232.
6. Constantinou F., Mavrommatis P. Identifying known and unknown peer-to-peer traffic // 5th IEEE International Symposium on Network Computing and Applications (NCA '11). Madrid, Spain, Dec., 2011.

Vol. 10. P. 25–30.
7. Олифер В. Г, Олифер Н. А. Компьютерные сети. Принципы, технологии, протоколы: учебник для вузов. 3-е изд., 2006. 958 С.
8. Duffield N., Lund C., Thorup M. Estimating flow distributions from sampled flow statistics // IEEE/ACM Trans. Netw., Antibes Juanles-Pins, France, Apr., 2013. Vol. 16. P. 933–946.

References:

1. Narang A. & Williamson C. (2011). A longitudinal study of P2P traffic classification. IEEE Commun. Mag. Baltimore, USA. 27. 141–148.
2. Karagiannis T. & Rodriguez T. (2008). Should Internet service providers fear peer-assisted content distribution. Conf. on emerging Networking Experiments and Technologies (CoNEXT '08). California, USA. 16. 313-326.
3. Yu F. (2006). High speed deep packet inspection with hardware support. Passive and Active Measurement Conf. (PAM 2005). Mineapolis, USA. 10. P. 325–328.
4. Sen S. (2007). Accurate, scalable in-network identification of P2P traffic using application signatures. IEEE Network Operations and Management Symposium (NOMS 2008). Sicily, Italy. 22. 219–232.
5. Sen S. & Wang J. (2012). Analyzing peer-to-peer traffic across large networks. Networking, IEEE/ACM Transactions. St. Petersburg, Russia. 14. 219–232.
6. Constantinou F. & Mavrommatis P. (2011). Identifying known and unknown peer-to-peer traffic. 5th IEEE International Symposium on Network Computing and Applications (NCA '11). Madrid, Spain. 10. 25–30.
7. Olifer V. & Olifer N. (2006). Computer Networks: Principles, Technologies and Protocols for Network Design. Wiley. 958. (in Rus)
8. Duffield N. & Lund C. & Thorup M. (2013). Estimating flow distributions from sampled flow statistics. IEEE/ACM Trans. Netw. Antibes Juanles-Pins, France. 16. 933–946.

DIEIEV Kostiantyn,
The Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy, a lecturer of chair of automation and computer-integrated technologies

MODELING OF ABSTRACT NETWORK PACKET FILTER WITH ABILITY TO CLASSIFY PEER TO PEER TRANSFERS

Abstract. Introduction. *The paper considers the model of the abstract network packet filter that allows us to examine the classification of a peer-to-peer interaction with point-to-point type. The model corresponds to the mathematical description approximated by the polynomial representation of the packet header and protocol communications of the network layer. Using the apparatus of the group method of data handling (GMDH) a model of abstract network packet filter with the possibility of classification of peer-to-peer interaction was developed. The work includes modifications to the GMDH algorithm, optimization of the choice of key input parameters, in particular in the formation of a selection series and selection of an input sample array. The need for batch processing at high speeds is due to increased demand for access to the Internet in general, in particular, with the help of wireless mobile devices. The monitoring of such activity has clear advantages - one can roughly estimate the direction of the development of a separate technology in order to predict in the future the necessary capacity for the expansion of external communication channels. The use of such devices as NAT or IDS makes them the central service elements of the packet network, since under their operating conditions all traffic should pass through them. Creating an effective peer-to-peer interaction model will allow classifiers of network traffic to be set up not only as hardware traffic analysis systems, but also as post-processing software for intercepted traffic. Some network monitoring and network security systems process a set of packets as a single entity, depending on the type of payload protocol of the upper level, based on the information received from the packet headers.*

Purpose. *The purpose of this work is to create a flexible abstraction of the functions of a typical network filter for conditions of prevailing peer-to-peer interaction in global networks, the goal is to have flexible traffic classification. Analyze factors that influence complexity of defined model and provide optimal selection of input fields it's depends on.*

Results. *System for identifying network packets allows us to build a scalable packet classification system that can split information exchange and assign it to the appropriate service class with limited hardware or software.*

Conclusion. *The paper discusses how to model a packet network filter that can be used to classify peer-to-peer interactions. Created abstract model obtained during the implementation consists of flexible classification system for network packets and can be used as an auxiliary element for quality of service in the computer networks. Applying the regular expression check operation allows the batch load distribution and parallel execution of the search functions. The result of this was definition and creation of model with optimal complexity, which is mainly applicable to the traffic of the general-purpose computer network and peer-to-peer interaction.*

Key words: *traffic classification, network filter, peer-to-peer interaction, quality of service in packet networks.*

Стаття надійшла 27.04.2017
Прийнято до друку 29.05.2017

УДК 378.147:004.25(07)

PACS 01.50.H-; 01.40.G-; 01.40.Ha; 01.50.H-; 01.50.hv

ГРИШКО Людмила Вениаминовна
Черкасский национальний университет имени Богдана Хмельницкого, к.п. н., доцент кафедры прикладной математики и информатики
e-mail: from4lu@gmail.com

О ПСИХОЛОГО-ПЕДАГОГИЧЕСКИХ АСПЕКТАХ ОБУЧЕНИЯ ПРОГРАММИРОВАНИЮ

Аннотация. *В статье рассматриваются психологические закономерности приема и обработки информации, функционирование психических приемов памяти и мышления у программиста, особенности развития личности студента в процессе обучения, существующие подходы к познавательной деятельности студентов.*

Рассмотрены способы взаимодействия компонентов памяти, которые используются в работе программиста и к которым относят кратковременную память, долговременную память, рабочую память. Также описаны синтаксические и семантические аспекты, существующие в программировании.

В программировании важной составляющей является понимание программистом внутренней семантической структуры программы. В связи с этим автор рассматривает этот аспект процесса обучения студентов основам программирования. Также автором рассмотрены проблемы сложности содержания учебного материала и его объема.

Автор полагает, что акцентирование внимания на обозначенных аспектах в процессе обучения студентов основам программирования способствуют развитию и формированию профессиональных качеств будущих программистов.

Ключевые слова: *учебно-познавательная деятельность студента, развитие личности студента, основы программирования, программист, психология программирования, компоненты памяти, семантические и синтаксические знания, содержание учебного материала.*

Введение

Психологи различают два основных вида деятельности, связанные с познавательными процессами человека − *учение* и *обучение*. Согласно [1], "учение - целенаправленный процесс усвоения учащимися знаний, овладение умениями и навыками", "обучение − целенаправленный процесс передачи и усвоения знаний, умений, навыков и способов познавательной деятельности человека".

Польский ученый Ч. Куписевич считает, что обучение детерминировано целью, содержанием и действиями, с помощью которых субъект учится, приобретает