

QOS АНАЛІЗ МЕРЕЖ ПЕРЕДАЧІ ДАНИХ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ БАЗИ ЗНАНЬ

Глоба Л.С., Савчук З.Р.

Інститут телекомунікаційних систем КІП ім. Ігоря Сікорського, Україна

E-mail: savchukzahar33@gmail.com

QOS ANALYSIS OF DATA TRANSMISSION NETWORKS BASED ON A FUZZY KNOWLEDGE BASE

This study proposes a method that increases the efficiency of the analysis of the telecommunications system by building a fuzzy knowledge base of statistical data sets in the form of logical structured rules, checking their reliability with a metagraph, which reduces the computational complexity of monitoring systems algorithms.

В даному дослідженні пропонується метод, який підвищує ефективність проведення аналізу роботи телекомунікаційної системи за рахунок побудови бази нечітких знань із статистичних наборів даних у вигляді логічних структурованих правил, проведення їх перевірки на достовірність за допомогою метаграфа, що дозволяє зменшити обчислювальну складність алгоритмів систем моніторингу.

Сучасні інформаційно-комунікаційні системи в поєднанні з новітніми 5G і 6G технологіями постійно трансформуються і розвиваються для збору, зберігання, обробки і передачі великих обсягів даних. Глобальний характер цих процесів вимагає дотримання заданих показників QoS, що в свою чергу потребує використання математичних методів обробки інформації для отримання корисних, необхідних і актуальних знань. Для гнучкості міркувань часто використовуються математичні методи нечітких множин, так як вони допомагають врахувати всі невизначеності, пов'язані з приналежністю об'єкта до певної множини. Для цього системи нечіткого виводу містять базу нечітких правил, що використовуються для реалізації нечіткого виводу [1,6]. Водночас за наявності значної кількості нечітких логічних правил у базі знань виникають конфлікти через неузгодженість таких правил, що потребує значних зусиль експертів. Це твердження говорить про те, що математичні методи нечіткої логіки в поєднанні з візуалізацією даних більш ефективні для моделей динамічних процесів таких, які відбуваються в телеком мережах під час передавання інформації.

Для перетворення вибірки даних у формат правил і подальшої роботи над ними використовується поетапний підхід:

1. Попередня обробка наборів даних застосовує попереднє очищення даних від випадково виникаючих помилок, використовуючи поєднання існуючих

ефективних підходів у єдиний алгоритм, який динамічно аналізує дані та визначає необхідні типи очистки.

2. Побудова нечітких логічних правил, використовуючи алгоритми кластеризації.

3. Очищення масиву правил бази нечітких знань від дублікатів та конфліктів.

На вхід алгоритму нечіткого логічного висновку подаються вхідні змінні, які несуть інформацію, отриману шляхом вимірювання деякої фізичної величини (система моніторингу телеком оператора). На виході алгоритму формуються підсумкові змінні нечіткого логічного висновку, наприклад рівень задоволеності якістю обслуговування.

Алгоритм нечіткого логічного висновку виконує перетворення значень вхідних змінних процесу моніторингу у вихідні змінні на основі певних нечітких правил продукції. Для перевірки запропонованого підходу використовувалися дані, що були отримані від одного з українських телеком операторів. Натуральні величини нормувалися в діапазоні від 0 до 1.

Для підвищення достовірності результату під час обробки великих обчислюваних даних за рахунок очищення даних від випадково виникаючих помилок застосовується перший крок [2]. Наступним етапом є формування БНЗ, де відбувається перетворення числових значень на терми лінгвістичних змінних, де використовуються функції приналежності отримані на етапі побудови функцій приналежності з кластерів [3]. Для терму відповідної лінгвістичної змінної для кожного числового значення з набору статистичних даних проводилася процедура «маппінгу» цих даних у відповідні терми. Значення відносяться до термів за рахунок їх приналежності до того чи іншого кластера. Вихідні дані виглядатимуть наступним чином (Таблиця 1).

Таблиця 1. Приклад бази нечітких знань з даних телеком оператора.

X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	...	X ₁₂
середня	не низька	низька	не низька	не низька	середня	...	не низька
середня	середня	висока	середня	не низька	не низька	...	низька
...	...	...	...	...	...	...	...

Потрібно звернути увагу на те, що на даному кроці перетворення даних в терми лінгвістичних змінних можуть сформуватися конфліктуючі і дублюючі правила, через різну природу даних, або дані при кластеризації не правильно розподілилися між кластерами на границях розподілу.

На етапі реорганізації БНЗ, нечіткі логічні правила подаються як колекція пар двомірного масиву об'єктів у форматі «ім'я: значення». На першому етапі механізму очищення правил відбувається видалення дублікатів і додавання

нової властивості *weight* (вага), яка відображає частоту знаходження правила в проміжному наборі. Після чого відбувається очищення колекції правил від конфлікуючих правил, де проводиться перевірка лівої частини правила (Якщо...) на дублікат. Якщо існують два або більше однакових частин правила у яких значення результату суперечать одне одному, то вибирається той об'єкт, у якого параметр *weight* має більше значення і воно замінюється на середнє арифметичне всіх ваг конфлікуючих правил. Кінцевим результатом механізму очищення правил буде унікальний масив колекції об'єктів без аномалій із зазначеною вагою впливу правила на роботу системи підтримки прийняття рішення.

Перед початком виконанням реалізації побудови метаграфу, для файлу із очищеними правилами проводиться додаткова автоматична процедура форматування правил по принципу *nodes* та *links*, де *links* обов'язково визначає "source" і "target", що вказують на напрям залежності об'єктів правил, а також параметр "value" що визначає вагу правила серед усіх правил бази нечітких знань [4]. На виході системи отримаємо готовий метаграф, за допомогою якого можна наочно редагувати логічні структури, визначати та аналізувати його властивості, які було б важко виявити, використовуючи текстове подання (див. рис. 1-2).

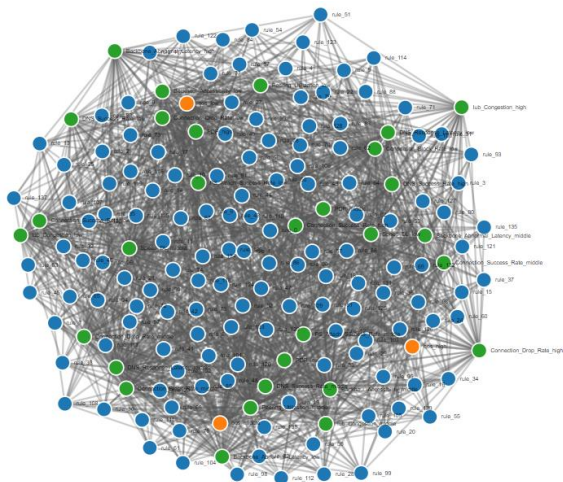


Рис. 1. Подання готового метаграфу.

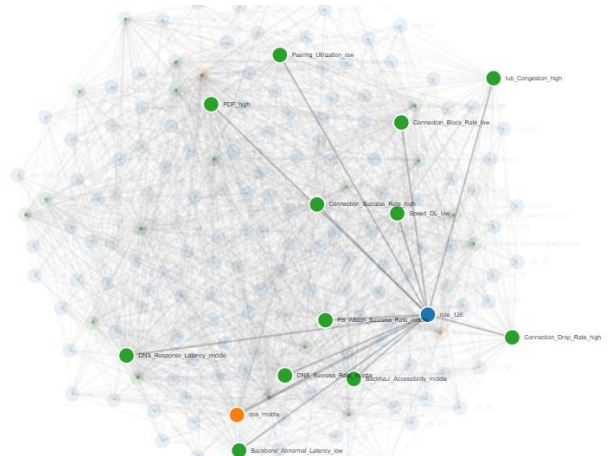


Рис. 2. Представлення окремого правила.

Як видно із рисунку 1 було побудовано метаграф на основі правил продукцій бази нечітких знань побудованої для українського телеком оператора, де виділяються три групи вершин: множина вершин, що відповідають термам в лівій частині правил (зелений); множина метавершин, що включають в собі вершини, відповідні термам з лівої частини правила (синій); множина вершин, що відповідають результуючим термам

(оранжевий). На рисунку 2 виділено окреме правило, де значення параметру “value” представлено у вигляді ширини дуги, що з’єднує результуючий терм та метавершину – чим більша ширина дуги, тим більший вплив правила на систему. Метаграф можна вважати, як вирішення проблеми прогнозування середньо- та велико-розмірних зв’язків, в якому мета полягає в точному навчанні моделей, які швидко адаптуються до нових даних [5]. Представлений метод візуалізації в порівнянні з іншими алгоритмами структуризації інформації можна вважати новим продуктивним методом графічного аналізу складних логічних структур, оскільки він дозволяє підвищити якість та достовірність отриманих нечітких логічних правил, що знаходяться у базі нечітких знань.

Висновки. В даному дослідженні запропоновано метод, який зменшує обчислювальну складність алгоритмів систем моніторингу оператора зв’язку за рахунок побудови бази нечітких знань із статистичних наборів даних у вигляді логічних структурованих правил з перевіркою на достовірність засобами апарату теорії метаграфа. Для перевірки можливості застосування даного методу була проведена побудова БНЗ із використанням даних одного з українських операторів зв’язку. Якість та достовірність нечітких логічних правил, вплив кожного параметра на QoS в цілому представлена як ширина дуги метаграфа. Представлений метод візуалізації в порівнянні з іншими алгоритмами структуризації інформації можна вважати новим продуктивним методом графічного аналізу складних логічних структур. Подальші дослідження плануються направити на створення системи моніторингу на базі запропонованого методу для 5G мереж.

Література

1. Altunin A.E. Models and algorithms for decision making in fuzzy conditions / A.E. Altunin, M.V. Semukhin. Tyumen: Tyumen State University, 2000. – 352 p. [in Russian].
2. Grebinichenko M.V. Methods of pre-processing of large data / M.V. Grebinichenko. Kyiv, 2020. – 54 p. [in Ukrainian].
3. Lyashenko A.V. Method of construction of fuzzy logical rules for big data / A.V. Lyashenko. Kyiv, 2020. – 67 p. [in Ukrainian]
4. Savchuk Z.R. Application of fuzzy logical rules for analysis and structuring of big data / Z.R. Savchuk. Kyiv, 2020. – 80 p. [in Ukrainian].
5. Savchuk Z.R. Means of visualization of complex logical structures / Z.R Savchuk. //Proceedings of the International Scientific and Technical Conference "Prospects for Telecommunications". 15-19 April 2019, pp. 261-263. [in Ukrainian].
6. Piegat A. Fuzzy Modeling and Control / A. Piegat. – 2nd edition. – Moscow: BINOM. Knowledge Laboratory, 2018. – 798 p. [in Russian].