6. Krasilenko V.G., Nikolsky A.I., Yatskovsky V.I, Ogorodnik K.V., Lischenko S. The family of new operations "equivalency" of neuro-fuzzy, logics, their optoelectronic realization and applications // Proc. of SPIE. – 2002. – Vol. 4732. – p. 106-120.

7. Проектування та дослідження схем для реалізації узагальнених операцій еквівалентності (нееквівалентності) нейробіологіки / Красиленко В.Г., Нікольський О.І., Огородник К.В., Ліщенко С.А., Курдибаха С.В // Збірник наукових праць ВНТК ВОТТП-2002. – Хмельницький. – Вип. № 9. – 2002. – С. 234-238.

8. Krasilenko V.G., Nikolsky A.I., Lazarev A.A. Optoelectronic triggers based on λ-divices as advanced components for optical computing arrays // Proc. SPIE. – 2003. – Vol. 5104. – p.137-145.

Надійшла 15.2.2009 р.

УДК 004.324

К.В. КОЛЕСНІКОВ
Черкаський державний технологічний університет,
А.Р. КАРАПЕТЯН
Черкаський державний технологічний університет,
Ю.М. ГРИШКО
Київський національний авіаційний університет

ПРОБЛЕМИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ТА АДАПТИВНОЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ ДАНИХ В РОЗПОДІЛЕНИХ СИСТЕМАХ КОМУНІКАЦІЙ

Розвиток мереж зв'язку, мереж передачі данних і проблеми управління потоками в них вимагають нових методів оптимізації процесів маршрутизації потоків даних. Для вирішення даної проблеми, в рамках розвитку сучасної науки, можна використовувати моделі і методи адаптивної і нейромережевої маршрутизації в мультиагентних телекомунікаційних системах. Головною проблемою у використанні цих моделей і методів є великий обсягів обчислень.

Development of communication networks, the networks of transmission of dannikh and problems of management streams in them are required new methods of optimization of processes of routing of flows of data. For the decision of this problem, within the framework of development of modern science, it is possible to utillize models and methods of adaptive and neyromerezhevoy routing in mul'tiagentnikh telecommunication systems. By a main problem in the use of these models and methods large volumes of calculations.

1. Постановка завдання

Вдосконалити мережеве управління потоками даних в глобальних телекомунікаційних системах (ТС) можна за допомогою автоматизації на базі динамічних моделей ТС як складних об'єктів управління, методів оптимізації процесів маршрутизації потоків даних і принципів адаптивного управління з використанням мультиагентних технологій. Тут можна враховувати як реальну динаміку ТС, так і адаптацію до різних чинників невизначеності. У даній роботі розглядаються принципи адаптивної і нейромережевої мультиагентної маршрутизації потоків даних в складних ТС зі змінною динамікою. Ці моделі і методи є важливим складником сучасної теорії адаптивного і інтелектуального управління інформаційними потоками в глобальних ТС.

2. Моделі і методи адаптивної і нейромережевої маршрутизації в мультиагентних ТС

Особливості адаптивної маршрутизації в порівнянні із статичною або динамічною:

- алгоритми адаптивної маршрутизації вимагають обліку і обробки поточної інформації про реальний стан ТС;
- передача інформації про поточний стан або структурні зміни в ТС, необхідної для адаптивної маршрутизації, додатково завантажує ТС і приводить до затримок;
- збільшення завантаження мережі і часу затримки може приводити до коливань або автоколивань і до збільшення кількості операцій при визначенні оптимального маршруту.
- Переваги адаптивної маршрутизації потоків даних в розподілених ТС по відношенню до неадаптивної маршрутизації:
- забезпечує нормальну роботу і надійність ТС при непередбачуваних змінах їх структури або параметрів, більш рівномірно завантажує вузли і канали зв'язку ТС;
- спрощує управління передаванням потоків даних і полегшує адаптацію до перевантажень мережі;
- збільшує час безвідмовної роботи і продуктивність ТС при якісному рівні послуг, що надаються, в непередбачуваних умовах зміни мережевих параметрів і структури.

2.1. Нейромережева маршрутизація в мультиагентних ТС

Як відомо, нейронні мережі є ефективною обчислювальною моделлю розпізнавання образів або апроксимування функцій будь-якої складності, ґрунтуючись на неповній інформації, розміщеній в повчальній БД.

Властивість нейронних мереж одержувати потрібний результат при зашумлених вхідних параметрах надзвичайно корисна при маршрутизації в глобальних ТС з топологією і мережевим трафіком, що непередбачувано змінюються.

В якості математичної моделі статичної ТС, комунікаційні характеристики якої не змінюються з часом, розглядатимемо граф

$$\text{G}= G\ (V,\ E\ (V)), \tag{2.1.1}$$

де V– безліч вузлів;

E– впорядкована безліч направлених дуг.

Визначимо набір параметрів, що характеризують комунікаційні можливості мультиагентної ТС. Розглянемо безліч всіляких пар вузлів граф G виду

$$D_0= \{\ (s,\ d)|s,\ d \in V,\ s\neq d\ \}, \tag{2.1.2}$$

де перший елемент пари є вузлом-джерелом необхідних даних, а другий – вузлом-одержувачем запитаних даних.

Побудуємо нейронну мережу для даної моделі.

Розглянемо оптимізаційне завдання:

$$\text{F} \rightarrow \min \tag{2.1.3}$$

при наступних обмеженнях:

$$\Gamma^{\text{т}}\text{x} = \Phi,\ \text{x}\geq 0. \tag{2.1.4}$$

Дане завдання при виконанні наступних умов має, принаймні, одне рішення.

I. Середня вартість маршруту визначається як сума вартостей навантажень на його ребра (канали зв'язків), тобто

$$T_p = \sum_{l\in E(V)} \delta_{lp} T_l(p_l).$$

II. Для будь-якого ребра $l \in E\ (V)$ справедливим є

$$T_l\!: [0,\infty) \rightarrow [0,\infty] \text{ и } T_l\ (0)<\infty$$

III. Для кожного ребра $l \in E\ (V)$ функція $T_l\ (p_l)$ опукла і або строго монотонно зростає на інтервалі, де $T_l\ (p_l) < \infty$, або $T_l\ (p_l) = \text{const}$.

IV. Функція $T_l\ (p_l)$ безперервна на всій області визначення, причому на інтервалі, де $T_l\ (p_l) < \infty$, вона неперервно диференціюється.

При цьому для всіх вирішень значення вектора розподілу навантажень **p** будуть одними і тими ж.

Достатньою умовою рішення оптимізаційної задачі (2.1.3) – (2.1.4) з лінійними обмеженнями за допомогою нейронних мереж Хопфілда (НМХ) є монотонне зростання функції, що мінімізується.

Розглянемо систему:

$$F = \sum_{p\in\Pi} \frac{x_p}{\Phi(D)} T_p = \frac{1}{\Phi(D)} \sum_{l\in E(V)} \rho_l T_l(\rho_l). \tag{2.1.5}$$

Оскільки для конкретної множини $D \subset D_0$ значенням функції Φ_{D} є позитивна константа, то

$$F\Phi_D = \sum_{l\in E(V)} \rho_l T_l(\rho_l) \tag{2.1.6}$$

Введемо матрицю Т виду

$$\Delta = \begin{pmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} & \cdots \\ \delta_{21} & \delta_{22} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{pmatrix} \tag{2.1.7}$$

де δ_{ij} – частка інтенсивності інформаційного потоку Xj, яка доводиться на ребро.

Оскільки $\rho_l = \rho_l\ (x)$, то завдання (2.1.3) – (2.1.4) можна переформулювати таким чином:

$$F\Phi_D \rightarrow \min \tag{2.1.8}$$

при обмеженнях виду

$$\Gamma^{\text{T}}\text{x} = \Phi;\ \Delta\text{x} = \rho;\ \text{x} \geq 0. \tag{2.1.9}$$

Як можливі рішення задач (2.1.8), (2.1.9) шукатимемо вектори (ρ, x) за умови, що $0<\rho<1$ та $0<x<1$.

Побудуємо енергетичну функцію $E=E\ (\rho,\ x)$ для НМХ, яка вирішує оптимізаційне завдання (2.1.8) – (2.1.9). Зажадаємо, щоб функція E була квадратичною формою від (ρ, x).

Спочатку розглянемо функцію E_0:

$$E_0 = \frac{\alpha_{11}}{2}\left(\sum_{l\in E(V)} \rho_l T_l(\rho_l)\right)^2 + + \sum_{d\in D} \frac{\alpha_{2d}}{2}\left(\sum_{p\in\Pi} \gamma_{pd} x_p - \varphi_d\right)^2 + + \sum_{l\in E(V)} \frac{\alpha_{2l}}{2}\left(\sum_{p\in\Pi} \delta_{lp} x_p - \rho_l\right)^2, \qquad 2.1.10)$$

де α_{ij} – деякі позитивні константи, причому α_{ij} – достатньо мале число. Проте E_0 не є квадратичною формою, оскільки в першій сумі присутні нелінійні елементи $T_l\ (p_l)$.

Замінимо першу суму в (2.1.10) на квадрат лінійної комбінації р. Тоді одержимо наступну енергетичну функцію для НМХ:

$$E = \frac{\alpha_{11}}{2}\left(\sum_{l\in E(V)} c_l \rho_l\right)^2 + \sum_{d\in D} \frac{\alpha_{2d}}{2}\left(\sum_{p\in \mathit{\Pi}} \gamma_{pd} x_p - \varphi_d\right)^2 + + \sum_{l\in E(V)} \frac{\alpha_{2l}}{2}\left(\sum_{p\in \mathit{\Pi}} \delta_{pd} x_p - \rho_l\right)^2, \tag{2.1.11}$$

де параметри $c_l \geq 0$ і достатньо малі.

Важливо відзначити, що основною вимогою при складанні енергетичної функції для вирішення подібних оптимізаційних завдань з лінійними обмеженнями є достатньо мале значення доданку, відповідного функції, що мінімізується. Коефіцієнти лінійної комбінації беруться достатньо малими, але таких значень, щоб не уповільнити збіжність процесу пошуку рішення оптимізаційної задачі маршрутизації.

Заміна (2.1.10) на (2.1.11) допустима, оскільки для двох строго зростаючих функцій з однаковими областями визначення (що задаються системою (2.1.9)) екстремуми досягаються в однакових точках.

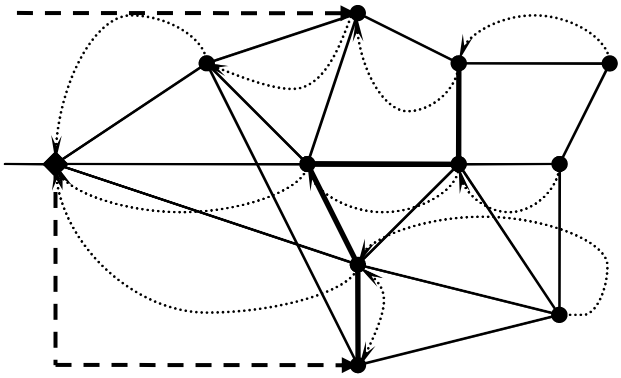

Рис. 1. Централізована схема мультиагентної маршрутизації в розподілених ТС

Таким чином, синтезована модель НМХ, що складається з $|E| + |\Pi|$ нейронів, де П – впорядкована безліч всіх маршрутів для всіх пар вузлів, а E – безліч ребер графа, відповідного ТС. Ця модель НМХ орієнтована на централізовану схему мультиагентної маршрутизації (рис. 1.).

Тепер розглянемо завдання локальної оптимізації

$$(T(x) - \Gamma A(x))x = 0;\ T(x) - \Gamma A(x) \geq 0;$$
$$\Gamma^{T}x - \varphi = 0;\ x \geq 0, \qquad (2.1.12)$$

для розподіленої схеми мультиагентної маршрутизації (рис. 2). За виконання умов I– IV це завдання має, принаймні, одне рішення. Розглянемо перше рівняння системи (2.1.12). Через другу і четверту нерівності системи одержимо, що для будь-якого x справедлива нерівність виду $(T(x) - \Gamma A(x))\,x \geq 0.$

Звідси витікає, що ненегативна функція $(T(x) - \Gamma(x))x$ приймає нульові значення (з урахуванням решти обмежень) в точках можливих рішень нерівностей (2.1.12). Це означає, що точки мінімумів даної функції співпадають з рішеннями оптимізаційної задачі (2.1.12). Враховуючи (2.1.12) і те, що

$$T(x)x - \Gamma A(x)x = (F\Phi_D) - \Gamma A(x)x \qquad (2.1.13)$$

переформулюємо завдання (2.1.6) таким чином:

$$F\Phi_D - \Gamma A(x)x \rightarrow \min;$$
$$T(x) - \Gamma A(x) \geq 0;\ \Gamma^{T}x - \varphi = 0;\ x \geq 0. \qquad (2.1.14)$$

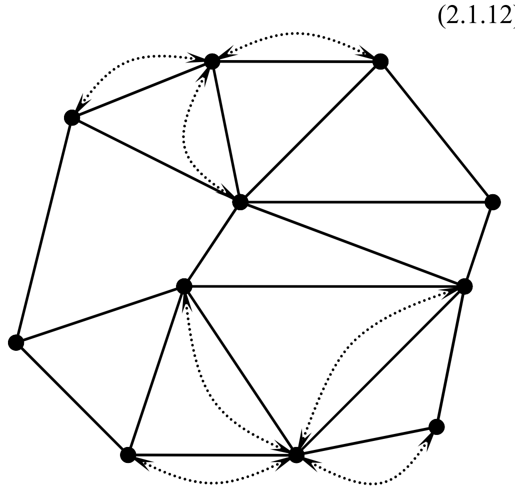

Рис. 2. Розподілена схема мультиагентної маршрутизації в глобальнихТС

Це завдання можна звести до наступного оптимізаційного завдання:

$$F\Phi_D - \Gamma A(x)\,x \rightarrow \min;$$
$$T(x)\text{-}\Gamma A(x)\text{-}z = 0;\ \Gamma^{T}x - \varphi = 0;$$
$$x \geq 0,\ z \geq 0. \qquad (2.1.15)$$

Відмітимо, що $z_p = 0$, якщо

$$T_p(x) = (\Gamma A(x))_p.$$

Тому з урахуванням нерівностей $x_p \geq 0$ і $z_p > 0$ одержимо, що

$$T_p(x) > (TA(x))_p \text{ і } x_p = 0. \qquad (2.1.16)$$

Побудуємо НМХ, що розв'язує оптимізаційне завдання (2.1.15). Як можливі рішення шукатимемо вектори (x, г). Так само, як і в попередньому завданні, вважатимемо, що $0 \leq x \leq 1$ і $0 \leq z \leq 1$.

З першої рівності в системі обмежень витікає, що

$$F\Phi_D \text{-}\Gamma A(x)x = zx. \qquad (2.1.17)$$

Таким чином, енергетична функція E для НМХ матиме наступний вигляд:

$$E = \alpha_{11}\left(\sum_{p\in\Pi} z_p x_p\right) + \sum_{d\in D}\frac{\alpha_{3d}}{2}\left(\sum_{p\in\Pi}\gamma_{pd}x_p - \varphi_d\right)^2 + \sum_{p\in\Pi}\frac{\alpha_{2p}}{2}\left(T_p(x) - \sum_{d\in D}\gamma_{pd}A_d - z_d\right)^2. \qquad (2.1.18)$$

Модель НМХ з енергетичною функцією (2.1.18) складається з 2 |П| нейронів, де П – впорядкована безліч всіх маршрутів для всіх пар вузлів ТС. Ця нейронна мережа орієнтована на рішення задачі локальної оптимізації для розподіленої схеми мультиагентної маршрутизації.

Висновки

У роботі на основі системного аналізу особливостей динаміки ТС із змінною структурою і параметрами обґрунтовується необхідність розробки теорії адаптивного високоякісного мультиагентного обслуговування глобальних ТС. Ця теорія повинна прийти на зміну традиційної теорії масового обслуговування, імовірнісні припущення якої, зазвичай, не виконуються на практиці.

Проведені дослідження показали можливість застосування запропонованих модифікацій нейронних мереж Хопфілда для вирішення завдання мультиагентної маршрутизації потоків даних в статичних ТС, конфігурація яких не змінюється з часом, а також в динамічних ТС.

Недоліком запропонованих моделей і методу нейромережевої маршрутизації для розподіленої і централізованої схем є великий об'єм попередніх обчислень. Тому доцільно досліджувати можливість мінімізації і автоматичного розрахунку вхідних параметрів нейронних мереж, а також провести імітаційне моделювання і програмно-апаратну реалізацію нейромережевих маршрутизаторів у складі динамічних глобальних ТС.

Література

1. Олифер В. Г., Олифер Н. А. Компьютерные сети. Принципы, технологии, протоколы. – 3-е изд. СПб.: Питер, 2008. 958 с.
2. Tanenbaum A. Computer Networks. Pearson Education, 1996.
3. Уолренд Дж. Телекоммуникационные и компьютерные сети. Вводный курс. М.: Постмаркс, 2001. – 480 с.
4. Столлингс В. Современные компьютерные сети. – СПб.: «Питер», 2003. – 783 с.
5. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей.: М.: Издательский дом "Вильямс", 2001. – 287 с.
6. Вишневский В. М., Пороцкий С. М. Динамическая маршрутизация в АТМ сетях – проблемы и решения // Автоматика и телемеханика. – 2003. – № 6.
7. Тимофеев А.В. Проблемы и методы адаптивного управления потоками данных в телекоммуникационных системах // Информатизация и связь. – 2003. – № 1, 2. – С. 68– 73.
8. Колесніков К.В., Бутенко Я.С., Лега Ю.Г. Моделі та методи маршрутизації потоків даних в телекомунікаційних системах із змінною динамікою // "Вісник ЧДТУ", 2006. – № 1. – С. 44-49.
9. Колесніков К.В., Кулинич Є.В. Моделі та методи адаптивної і нейромережевої маршрутизації в мультиагентних ТКС // "Вісник ЧДТУ", 2008, № 2, с.5-8.

Надійшла 8.2.2009 р.

УДК 389: 638.011.54

В.Т. КОНДРАТОВ
Институт кибернетики им. В.М.Глушкова НАН Украины

ФУНДАМЕНТАЛЬНАЯ ТЕОРИЯ ИЗБЫТОЧНЫХ ИЗМЕРЕНИЙ: ОБОБЩЕННАЯ СТРУКТУРА И ЕЕ ОСОБЕННОСТИ СООБЩЕНИЕ 1

В работе описана фундаментальная теория избыточных измерений, ее особенности и обобщенная структура. Показано отличие данной теории от теории прямых измерений. Сформулированы критерии фундаментальности теорий. Приведены обобщенные математические модели, описана сущность методов избыточных измерений, обобщенная структура средств избыточных и др.

The fundamental theory of the surplus measurings, its features and generalized structure, is in-process described. The difference of this theory is rotined from the theory of the direct measurings. The criteria of solidity of theories are formulated. The generalized mathematical models are resulted, essence of methods of the surplus measurings, generalized structure of facilities of surplus and other, is described

Введение

Прогресс науки, техники и нанотехнологий, который имел место в конце ХХ-го века, послужил бурному развитию датчикового приборостроения и обеспечил создание полупроводниковых сенсоров, биосенсоров и измерительных преобразователей (ИП) нового поколения с высокой чувствительностью, которая достигалась за счет использования чувствительных элементов с нелинейными эффектами. Уже в конце 90-х годов прошлого века возникла острая необходимость в пересмотре существующей теории прямых измерений, в разработке путей и методов повышения точности результата измерений физической величины (ФВ) x_i при нелинейной функции преобразования (НФП) измерительного канала (ИК) и высокой его чувствительности, в обобщении накопленного в 80-х и 90-х годах ХХ столетия опыта и знаний по