УДК 004.7:519.87(043.3):621.391

Мороз С.М.; Ляш Т.Г.; Торошанко Я.І., к.т.н.

АНАЛІЗ ЧУТЛИВОСТІ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ НА ОСНОВІ ПРОГНОЗУЮЧИХ НЕЙРОННИХ СИСТЕМ

Moroz S.M., Lyash T.H., Toroshanko Ya.I. Sensitivity analysis of telecommunication network on the basis of the feed forward neural systems

Considered a direct method to calculate output sensitivities based on multilayer neural predictor of nonlinear functions with differential activation. The following features use as neural activation function of Sigmoid functions and their derivatives. The examples of activation functions, and analyzed their influence on determining the degree of sensitivity to changes in key parameters of efficiency of telecommunication networks.

Keywords: feed forward neural system, sensitivity, function of activating, sigmoid function, difficult system, multi-layered neural architecture

Мороз С.М., Ляш Т.Г., Торошанко Я.І. Аналіз чутливості телекомунікаційної мережі на основі прогнозуючих нейронних систем

Розглянуто прямий метод для обчислення вихідних чутливостей на основі багатошарових прогнозуючих нейронних систем з диференційними нелінійними функціями активації. Показані особливості використання в якості активаційних функцій нейронних систем сигмовидних функцій і їх похідних. Приведені приклади активаційних функцій і проаналізований їх вплив на ступінь визначення чутливості до змін ключових параметрів ефективності телекомунікаційної мережі.

Ключові слова: прогнозуюча нейронна система, чутливість, функція активації, сигмовидна функція, складна система, багатошарова нейронна архітектура

Мороз С.М., Ляш Т.Г., Торошанко Я.И. Анализ чувствительности телекоммуникационной сети на основе прогнозирующих нейронных систем

Рассмотрены прямой метод для вычисления выходных чувствительностей на основе многослойных прогнозирующих нейронных систем с дифференциальными нелинейными функциями активации. Показаны особенности использования в качестве активационных функций нейронных систем сигмовидной функций и их производных. Приведены примеры активационных функций и проанализирован их влияние на степень определения чувствительности к изменениям ключевых параметров эффективности телекоммуникационной сети.

Ключевые слова: прогнозирующая нейронная система, чувствительность, функция активации, сигмовидная функция, сложная система, многослойная нейронная архитектура

Вступ

Управління надійністю телекомунікаційної мережі в основному базується на аналізі чутливості систем передачі інформації до змін ключових параметрів ефективності мереж: продуктивності, пропускної здатності, затримки інформації, характеристик якості послуг [1, 2]. В роботах [3, 4] обумовлена доцільність системних досліджень чутливості складних систем. Перш за все кількісна характеристика чутливості дає можливість оцінити вплив змін системних параметрів на поведінку системи, виділити критичні і некритичні системні параметри і визначити найбільш ефективний метод для аналізу поведінки і управління надійністю системи. Кількісні оцінки чутливості визначають реакцію градієнта в задачах оптимізації складних систем, даючи можливість мінімізувати невідповідності між фактичною і бажаною поведінкою системи.

Вищесказане обумовлює актуальність задачі дослідження методів визначення чутливості систем передачі інформації до змін ключових параметрів ефективності мереж і впливу цих змін на якість надання послуг.

Категорія чутливості складних систем як математичного показника, який характеризує поведінку системи, визначена в роботах [2-4]. В цих роботах розглянуті методи для обчислення чутливості, які основані на використанні моделей простору станів, отримані аналітичні вирази для визначення однопараметричної і багатопараметричної чутливості складних систем.

Вирішення задач адаптивного управління телекомунікаційними мережами, як складними системами, пов’язане із значною складністю обчислювального процесу, що призводить до суттєвих обмежень в точності управління внаслідок допустимих затримок управляючої інформації [5]. Одним із шляхів вирішення цієї задачі є використання нейронних систем обробки інформації.

1. Нейронні системи і аналіз чутливості

Найповніше визначення і уявлення про нейронні системи і мережі приведене в [6]. Нейронна система – це розподілений паралельний процесор, що складається з елементарних одиниць обробки інформації – нейронів, які накопичують експериментальні знання і надають їх для подальшої обробки. Знання поступають в нейронну систему з навколишнього середовища і використовуються в процесі навчання, а для накопичення знань використовуються зв’язки між нейронами.

Нейронні системи мають багато цікавих можливостей, такі як здатність оброблювати шум і неповні дані, висока відмовостійкість, яка дозволяє мережам працювати нормально з декількома пошкодженими нейронами чи зваженими з'єднаннями в мережі, також вони здатні функціонувати в режимі реального часу в зв'язку з властивим їм паралелізмом. З цими корисними можливостями нейронні системи набули дуже широкого застосування в розпізнаванні образів, обробці зображень, розпізнаванні голосу, адаптивному управлінні.

В багатьох випадках процес навчання нейронної системи закінчується з досягненням конвергентних критеріїв. Після завершення певного етапу навчання система використовується для отримання і зберігання інформації з допомогою процесу повторного запиту. Отримані в розглянутому процесі результати використовуються при розробці нових алгоритмів навчання нейронних систем і мережевих архітектур, а також з метою розширення області їх застосувань. З іншого боку, аналіз чутливості складної системи чи телекомунікаційної мережі на основі нейронної системи дає можливість отримання додаткової корисної інформації крім тієї, що можна отримати з допомогою звичайного повторного запиту [7, 8].

Здатність багатошарових прогнозуючих нейронних систем до приблизного невідомого довільного відображення була добре досліджена в літературі [6, 7]. В [9] було показано, що багатошарові прогнозуючі системи як з декількома так і з одним прихованим шаром і, відповідно, неявним прихованим шаром функції активації здатні наближувати з довільною точністю довільну функцію і її похідні. Також зазначено, що функція, яку потрібно наблизити, не повинна бути диференційована в класичному розумінні, до тих пір, поки функція володіє узагальненою похідною, як і у випадку для певних кусково диференційованих функцій. Цей фундаментальний результат забезпечує необхідну теоретичну основу для аналізу чутливості складних систем на основі нейронних структур [9].

Похідні неперервної функції надають дуже корисну інформацію, що характеризує саму функцію. Перша похідна надає дотичну (тангенсну) інформацію функції, а друга похідна надає інформацію про кривизну функції. Зазвичай чутливість забезпечена першою похідною функції, бо це є співвідношенням зміни значення функції, що спричинена зміною незалежної змінної. Чим більшим є абсолютна величина першої похідної, тим чутливішою є функція по відношенню до змінної. Знак першої похідної відображає напрямок зміни функції.

Успішно навчена нейронна система направляє вхідний вектор $\overline{X}$ з *n*-вимірним простором до вихідного вектору $\overline{Y}$ в *m*-вимірному просторі. Цей процес можна описати так:

$$\overline{Y} = f(\overline{X}), \tag{1}$$

де $\overline{Y} = (y_1, y_2, ..., y_m)$ і $\overline{X} = (x_1, x_2, ..., x_n)$.

Перша похідна для будь-якої пари “функція-аргумент” в (1) $\partial y_j / \partial x_i$ показує швидкість зміни y_j по відношенню до зміни x_i. Отже, вона надає інформацію про те, наскільки чутливий вихід y_j по відношенню до входу x_i. Іншими словами, чим більше абсолютне значення $\partial y_j / \partial x_i$, тим важливішим є x_i по відношенню до y_j. Тоді вхідні змінні x_i, $i = 1, 2, ..., n$ можна рангувати в порядку важливості, відповідно до значень $\left[\partial y_j / \partial x_i\right]$. Похідну $\partial y_j / \partial x_i$ можна розвивати з допомогою структури прогнозуючої нейронної системи, що навчається.

Розглянемо деякі способи для оцінювання похідних виду $\partial y_j / \partial x_i$, використовуючи нейронні структури. Методи обчислення чутливості з використанням нейронних структур розподіляють, як правило, на два класи:

1. Прямі методи, в яких похідні першого порядку (і будь-які похідні вищих порядків, за бажанням) обчислюються безпосередньо в нейронній системі [6, 10].
2. Методи пертурбації, які полягають у введенні незначних завад (збурень) на кожному вході нейронної системи як в одному так і в іншому напрямках з подальшим усередненням результуючих відхилень на кожному виході і в обох напрямках [7, 11].

2. Прямі методи контролю чутливості на основі нейронних систем

Розглянемо прямий метод для обчислення вихідних чутливостей в залежності від змін на входах для багатошарових прогнозуючих нейронних систем з диференційними нелінійними функціями активації. Ці чутливості можна використати як основу для визначення взаємозв'язків між входами і виходами складної системи. Крім того, модель обробки прогнозуючої нейронної системи може легко забезпечити ефективні впровадження методів на основі градієнту для оптимізації обробки.

Важливою рисою розглянутого способу є те, що чутливості обчислюються однократно в кожному шарі починаючи з вихідного шару і продовжуючи у зворотному напрямку до вхідного шару багатошарової нейронної системи. Для спрощення аналізу введемо допущення, що всі активаційні функції одного виду і диференційовані. Також припустимо, що не існує обхідних з'єднань в нейронній системі (тобто, прямі зв'язки можуть існувати тільки від одного шару до наступного найближчого). Зауважимо також, якщо припущення про диференційованість активаційної функції є фундаментальним, ти інші припущення – ні. Однак, розглянутий тут метод можна легко модифікувати для систем без вказаних обмежень.

3. Диференційні нелінійні активаційні функції

Одним із прикладів активаційної функції прогнозуючої нейронної системи є диференційована функція виду:

$$g(x) = \left(1 + e^{-\alpha x}\right)^{-1}. \qquad (2)$$

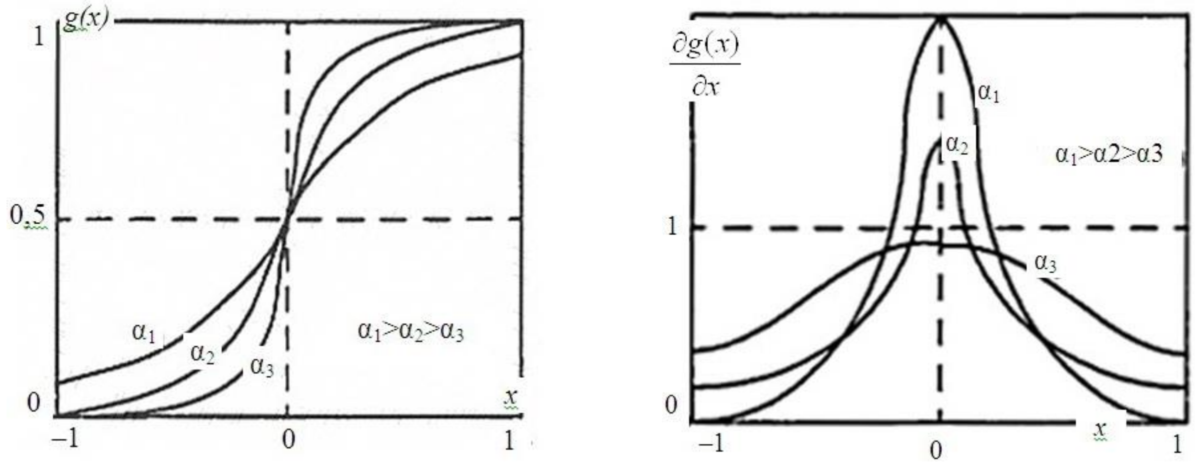
Ця функція, в дійсності, є логістичною функцією, однією з ряду сигмовидних функцій, які монотонно збільшуються від нижчої границі (0 або –1) до вищої границі (+1) зі збільшенням *x*. Графік логістичної функції зображено на рис. 1*а*, значення якої змінюються від 0 до 1, зі встановленим в 0.5 значенням, коли *x* дорівнює нулю. Дослідження цього графіку показує, що похідна (нахил) кривої асимптотично прямує до нуля, тоді як вхід прямує до мінус нескінченності і плюс нескінченності, похідна досягає максимального значення $\alpha / 4$, коли х дорівнює нулю, як показано на рис. 1*б*.

Якщо ми візьмемо похідну від функції (2), то отримаємо:

$$\frac{\partial g(x)}{\partial x} = (-1)\left(1 + e^{-\alpha x}\right)^{-2} e^{-\alpha x}(-\alpha) = \alpha e^{-\alpha x} g^2(x). \qquad (3)$$

Визначивши із (2) значення $e^{-\alpha x}$ і вставивши його в (3), після спрощення отримаємо:

$$\frac{\partial g(x)}{\partial x} = \alpha \frac{1 - g(x)}{g(x)} g^2(x) = \alpha (1 - g(x)) g(x) . \qquad (4)$$



а) Логістична активіаційна функція *б)* Перша похідна

Рис. 1. Логістична активаційна функція (2) і її перша похідна (3, 4)

Важливо зазначити, що багатошарові структури мають більшу представляючу потужність ніж одношарові тільки в тому випадку, якщо активаційні функції представлені нелінійністю [12]. Логістична функція (2) надає потрібну ступінь нелінійності.

При використанні алгоритму зворотного поширення може бути застосована будь-яка нелінійна функція, якщо вона диференційована і монотонно збільшується з *x*. Такими функціями, які забезпечують вказані вимоги, можуть бути такі сигмовидні функції, як гіперболічний тангенсом, арктангенс тощо мають ці вимоги.

Активаційна функція на основі функцій арктангенсу (arctg), має такий вигляд:

$$g(x) = \frac{2}{\pi}\alpha\,\mathrm{arctg}(\alpha x), \tag{5}$$

де коефіцієнт $\frac{2}{\pi}$ зменшує амплітуду функції арктангенсу, таким чином обмежуючи діапазон від –1 до +1.

Константа α визначає швидкість, при якій функція змінюється між границями –1 і +1. Вона впливає на форму функції арктангенсу таким чином, щоб α впливала на логістичну функцію (рис. 1*а*). Функція арктангенсу (5) має таку ж сигмовидну форму, як показано на рис. 2*а*. Похідною є

$$\frac{\partial g(x)}{\partial x} = \frac{2}{\pi}\left[\frac{\alpha}{1+\alpha^2 x^2}\right], \tag{6}$$

яка використовується в обчисленнях, коли функція (5) використовується в якості активаційної функції.

Функція гіперболічного тангенсу (th) має форму

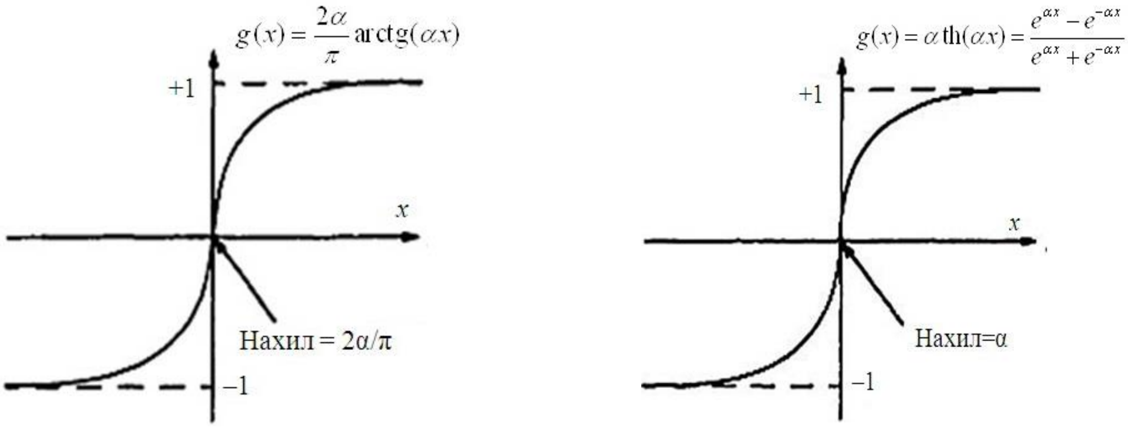
$$g(x) = \alpha\,\mathrm{th}(\alpha x) = \frac{e^{\alpha x} - e^{-\alpha x}}{e^{\alpha x} + e^{-\alpha x}}, \tag{7}$$

і її форма показана на рис. 2*б*. Похідною активаційної функції (7) є функція на основі гіперболічного секансу (sech):

$$\frac{\partial g(x)}{\partial x} = \alpha\,\mathrm{sech}^2(\alpha x). \tag{8}$$

Величина α є основою функції гіперболічного тангенсу і вона визначає швидкість, при якій функція змінюється між границями –1 і +1 тим же загальним способом, як α впливає на форму логістичної функції на рис. 1*а*.

Використання сигмовидних функцій типу (2), (5), (7) і їх похідних (3, 4), (6), (8) забезпечують основну вимогу автоматичного управління складними системами [12]; тобто для значень *x* близьких до нуля нахил кривої входу-виходу крутий, забезпечуючи велику продуктивність. Всі сигмовидні активаційні функції мають похідні дзвоноподібної форми, як показано на рис. 1*б*. Так як величина x збільшується в додатному чи від'ємному напрямку, то приріст результуючої функції поступово зменшується. Це показано на рис. 1*а*.



а) Арктангенс *б)* Гіперболічний тангенс

Рис. 2. Альтернативні активаційні функції

4. Нейронна архітектура і функції чутливості.

Розглянемо більш детально структуру прогнозуючої багатошарової нейронної системи, яка складається з вхідного шару, N прихованих шарів і вихідного шару (рис. 3).

Представлений вхідним шаром (шар 0) вектор входу передається до першого прихованого шару (шар 1). Тоді обчислюється зважена сума вхідного вектора на кожному нейроні в першому прихованому шарі на основі ваг зв'язків між вхідним шаром і першим прихованим шаром. Потім ця сума використовується для обчислення виходу кожного нейрона, застосувавши сигмовидну активаційну функцію, н-д, (2), (5) або (7). Далі нейрони в першому прихованому шарі передають свої значення до наступних шарів, і так до вихідного шару (шар N+1). Значення функцій на виходах нейронів в прихованих шарах і вихідному шарі обчислюються таким же чином, як і в першому прихованому шарі, з використанням ваг зв'язків між шарами і логістичної сигмовидної активаційної функції.

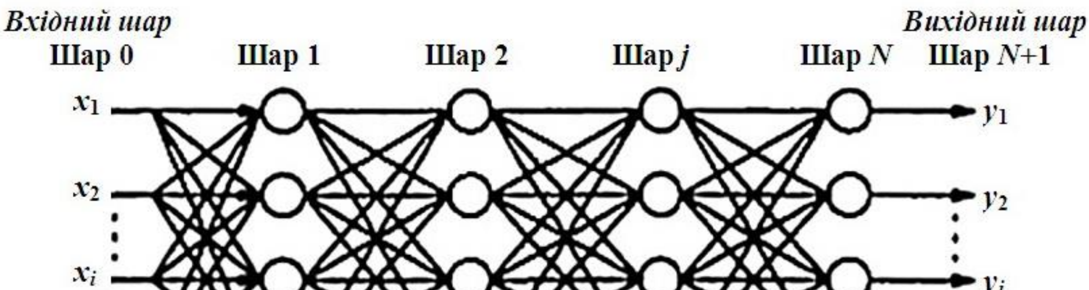


Рис. 3. Багатошарова нейронна система прямого поширення

Вихідні чутливості першого порядку обчислюються застосуванням правила простої зворотної ланцюгової часткової диференціації. По-перше, вихідні чутливості залежать від змін в значеннях нейронів шару N, обчислюються, потім здійснюється зворотне ланцюгове обчислення вихідних чутливостей для різних значень змінних на вході нейронної системи. Це робиться з використанням активаційної функції (2), наступним чином [12, 13]:

– для нейронів в шарі N:

$$\frac{\partial y_k}{\partial h_i^N} = \frac{\partial y_k}{\partial net_k^{N+1}} \cdot \frac{\partial net_k^{N+1}}{\partial h_i^N} = \alpha y_k (1-y_k) \cdot w_{ik}^N, \forall i,k; \quad (9)$$

– для нейронів в решті прихованих шарів (шари j, $j = N$–1, …, 1):

$$\frac{\partial y_k}{\partial h_i^j} = \sum_l \frac{\partial y_k}{\partial h_l^{j+1}} \cdot \frac{\partial h_l^{j+1}}{\partial net_l^{j+1}} \cdot \frac{\partial net_l^{j+1}}{\partial h_i^j} = \sum_l \frac{\partial y_k}{\partial h_l^{j+1}} \cdot \alpha h_l^{j+1}(1-h_l^{j+1}) \cdot w_{il}^j, \forall i,k; \quad (10)$$

– для вхідного шару (шар 0):

$$\frac{\partial y_k}{\partial x_i} = \sum_l \frac{\partial y_k}{\partial h_l^1} \cdot \frac{\partial h_l^1}{\partial net_l^1} \cdot \frac{\partial net_l^1}{\partial x_i} = \sum_l \frac{\partial y_k}{\partial h_l^1} \cdot \alpha h_l^1(1-h_l^1) \cdot w_{il}^0, \forall i,k, \quad (11)$$

де y_k – вихід к-го нейрону у вихідному шарі (шар N+1);

h_k^j – вихід k-го нейрону в шарі j, j=1, ... N; x_i є i-м входом нейронної системи;

$net_k^j = \sum_{i=1}^{m} w_{ik}^{j-1} h_i^{j-1}$ – зважена сума на вході i-го нейрону в j-му шарі, j = 1, …N + 1;

w_{ik}^j – ваги зв'язку між i-м нейроном в шарі j і k-м нейроном в шарі j+1 , j = 0...N.

$g(net_k^j) = \dfrac{1}{\left(1+e^{-\alpha(net_k^j)}\right)}$ – активіаійна функція k-го нейрону в j-му шарі.

На рис. 4 показана структура нейрону (k-й нейрон j-го шару).

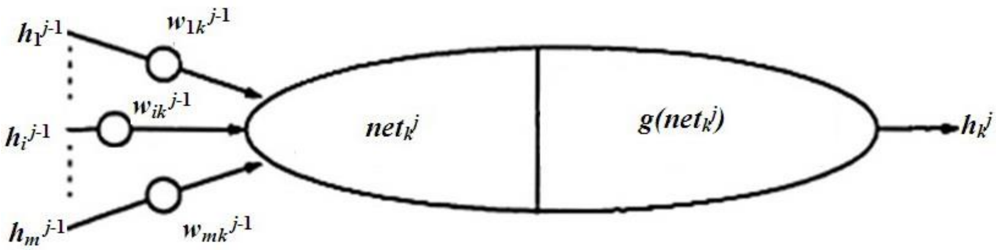


Рис. 4 Структура нейрону

Похідні чутливості другого і навіть вищих порядків, функції виходів нейронної системи можуть бути обчислені, використовуючи правило зворотного ланцюгування, подібно до похідних чутливості першого порядку.

Зазначені вище вирази (9), (10) і (11) показують, що часткова похідна $\partial y_k / \partial x_i$ залежить не тільки від вивченої нейронною системою інформації, яка зберігається розподілено в з'єднаннях w_{ik}^j, але також від активаційних функцій нейронів.

Висновки

Обгрунтована доцільність використання нейронних систем обробки інформації для вирішення задач адаптивного управління телекомунікаційними мережами, як складними системами. Показано, що вирішення цієї задачі пов’язане із значною складністю обчислювального процесу, що призводить до суттєвих обмежень в точності управління внаслідок допустимих затримок управляючої інформації.

Розглянуто прямий метод для обчислення вихідних чутливостей складних систем на основі багатошарових прогнозуючих нейронних систем з диференційними нелінійними функціями активації. Запропонована модель обробки на основі прогнозуючої нейронної системи, яка забезпечує ефективну реалізацію градієнтних методів оптимізації систем.

Список використаної літератури

1. Stallings W. Foundations of Modern Networking: SDN, NFV, QoE, IoT, and Cloud / W. Stallings. – New Jersey : Pearson Education, Inc., Old Tappan, 2016. – 538 p.

2. Пасечников И. И. Методология анализа и синтеза предельно нагруженных информационных сетей / И. И. Пасечников. – Москва: Машиностроение-1, 2004. – 216 с.

3. Shooman M.L. Reliability of Computer Systems and Networks – Fault Tolerance, Analysis and Design / M.L. Shooman. – John Wiley & Sons, Inc., New York, 2002. – 546 p.

4. Торошанко Я. І. Управління надійністю телекомунікаційної мережі на основі аналізу чутливості складних систем / Я. І. Торошанко // Телекомунікаційні та інформаційні технології.– 2016. – №3. – С. 31-36.

5. Reliability, Survivability and Quality of Large Scale Telecommunication Systems: Case Study: Olympic Games / Peter Stavroulakis (Editor) 2003 John Wiley & Sons, Ltd. – 370 p.

6. Саймон Х. Нейронные сети: полный курс / Х. Саймон. – 2-е изд., испр.: Пер. с англ. – Москва : ООО "И.Д. Вильямс", 2006. – 1104 с.

7. Aweya J. Neural Sensitivity Methods for the Optimization of Queueing Systems / J. Aweya, Q. J. Zhang, D. Y. Montuno // World Multicorrfererice on Systemics, Cybernetics and Informatics (SC1998), Orlando. Florida. – July 12-16, 1998. – PP. 638-645.

8. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / [Под ред. В. П. Боровикова]. –2-е изд. – Москва : Горячая линия - Телеком, 2008. – 392 с.

9. Hornik K. Universal Approximation of an Unknown Mapping and its Derivatives using Multilayer Feedforward Networks / K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White // Neural Networks. – 1990. – Vol. 3. – PP. 551-560.

10. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. / С. Хайкин. – Москва: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

11. Klimasauskas C. Neural Nets Tell Why / C. Klimasauskas // Dr: Dobb's Journal. – April, 1991. – PP. 16-24.

12. Tsoukalas, L. H., and R. E. Uhrig, Fuzzy and Neural Appoaches in Engineering / L. H. Tsoukalas, R. E. Uhrig. – John Wiley & Sons, New York, 1997.

13. Aweya J. A Binary Feedback Flow Conlrol Scheme using Systems Sensitivity Denvatives for Congestion Detection / J. Aweya, D. Y. Montuno, Q. J. Zhang, L. O. Barbosa // 6th Int-l Symp. "Modeling, Annlysis, and Simulation of Computer and Telecommunicntion System (MASCOTS'98)", Montreal, Canada. – July 19-24, 1998. – PP. 112-117.

Автори статті

Мороз Сергій Миколайович – директор Українського науково-дослідного інститут зв'язку, Київ, Україна. Тел.: +38 044 248 86 67. E-mail: toroshanko@ukr.net

Ляш Тетяна Геннадіївна – начальник наукового відділу, Український науково-дослідний інститут зв'язку, Київ, Україна. Тел.: +38 044 248 86 67. E-mail: toroshanko@ukr.net

Торошанко Ярослав Іванович – кандидат технічних наук, професор кафедри Комп'ютерної інженерії, Державний університет телекомунікацій, Київ, Україна. Тел. +38 050 555 51 14.E-mail: toroshanko@ukr.net

Authors of the article

Moroz Serhiy Mykolayovych - Director of the Ukrainian Research Institute of Communications, Kyiv, Ukraine. Tel .: +38 044 248 86 67. E-mail: toroshanko@ukr.net

Lyash Tetyana Hennadiyivna - Head of department, Ukrainian Scientific Research Institute of Communications, Kyiv, Ukraine. Tel .: +38 044 248 86 67. E-mail: toroshanko@ukr.net

Toroshanko Yaroslav Ivanovich - candidate of Science (technic), Professor of Computer Engineering, State University of Telecommunications, Kyiv, Ukraine. Tel. +38 050 555 51 14.E-mail: toroshanko@ukr.net

Дата надходження в редакцію: 10.11.2016 р. Рецензент: к.т.н., с.н.с. В.О. Гребенніков