

УДК 621.391

О.В. Редько, Ю.В. Хохлов, канд. техн. наук

Динамічна маршрутизація на основі принципів функціонування нейронних мереж

Предложен метод динамической маршрутизации, базирующийся на принципах функционирования нейронных сетей, который позволяет улучшить работу беспроводной сенсорной сети за счет внедрения дополнительного механизма учета уровня ошибок на маршрутах. Данный метод позволяет динамически отслеживать качество маршрутов, и отдавать предпочтение маршрутам, которые являются оптимальными.

A method of dynamic routing based on the operation principles of neural networks, which allows improving of wireless sensor network by using an additional mechanism of error level accounting on routes. This method allows dynamically monitoring of the routes quality and selection of optimal routes.

Вступ

Завдяки подальшому розвитку мікроелектроніки стає можливим по новому організувати взаємодію електронних та комп'ютерних систем з навколишнім середовищем. Зокрема, при вирішенні таких задач, як сейсмічний та структурний моніторинг, контроль фізичних параметрів клімату, промислова та побутова автоматизація, отримала популярність технологія бездротових сенсорних мереж [1].

Бездротова сенсорна мережа (з англ. WSN — Wireless Sensor Network)[1] — це розподілена і здатна до самоорганізації мережа датчиків (сенсорів) та виконуючих пристроїв, що з'єднані між собою за допомогою радіозв'язку. Сукупність WSN-датчиків утворюють територіально-розподілену систему збору, обробки та передачі інформації.

WSN-датчик представляє собою мініатюрний обчислювальний пристрій, що має в своєму складі: датчик фізичного параметру (температури, тиску, освітлення, рівня вібрації, місцезнаходження, тощо), малопотужний мікроконтролер та прийомопередавач, який працює в заданому радіодіапазоні[2]. Не зважаючи на тривалу історію розвитку, концепція побудови WSN ще остаточно не сформувалася в конкретні програмно-апаратні рішення. Реалізація WSN на даному етапі багато в чому залежить від конкретних вимог індустріальної задачі. Основною особливістю WSN-датчиків є те, що вони характеризуються малим рівнем енергоспоживання та простим

схемним рішенням, що і визначає ряд переваг даного типу мереж — тривалий час автономної роботи та низька вартість. З іншого боку, необхідність забезпечувати низьке енергоспоживання накладає ряд обмежень на алгоритми роботи WSN та швидкість радіозв'язку. Актуальною зокрема є задача розробки ефективного протоколу динамічної маршрутизації (ДМ), що не потребує значних обчислювальних ресурсів та швидкого каналу зв'язку.

Найважливішим етапом роботи протоколу ДМ є побудова таблиці маршрутизації, що базується на оцінці якості зв'язку між її окремими вузлами. В даній статті пропонується застосовувати ДМ на основі принципів функціонування нейронних мереж, що дозволить WSN навчитися розпізнавати оптимальні маршрути при зміні умов навколишнього середовища.

Побудова таблиць маршрутизації

Динамічна маршрутизація передбачає знаходження найкращого маршруту передачі даних серед декількох можливих, що передбачає проведення оцінки якості маршрутів. Пропонується два варіанти вирішення даної задачі:

- а) оцінка якості передачі за умовною шкалою;
- б) оцінка якості передачі в залежності від відстані між вузлами.

Мережу WSN в процесі роботи можна представити у вигляді повного графу, де кожна вершина відповідає вузлу, а ребро — наявності зв'язку між окремими вузлами з умовною оцінкою якості. На рис. 1 представлений приклад такого графу, а оцінки якості зв'язку зведені у табл. 1.

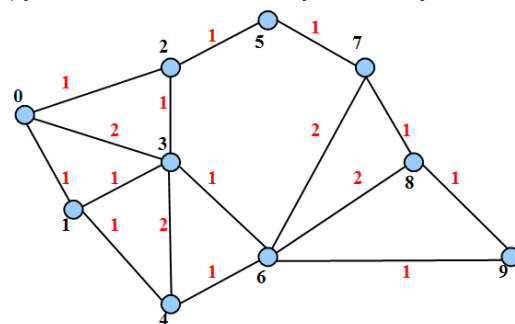


Рис.1. Повний граф WSN

Оцінка якості зв'язку зазвичай проводиться за коефіцієнтом помилки по бітам (bit error rate - BER) або коефіцієнтом помилки по пакетам (packet error rate - PER).

Коефіцієнт помилки по бітам (p_e) – це відношення кількості отриманих правильних бітів кінцевим пристроєм до загальної кількості відправлених бітів. Правильним вважається такий біт, який не був викривлений на шляху від передавача до приймача. BER може бути проаналізований за допомогою стохастичного комп'ютерного моделювання, або представлений аналітично розподілом Бернуллі. При інтенсивних завадах ($BER > 50\%$), що зазвичай присутні в промислових приміщеннях, BER представляють у вигляді нормованого співвідношення сигналу до шуму (carrier to noise ratio - CNR).

Коефіцієнт помилки по пакетах (p_p) – це відношення кількості отриманих правильних пакетів кінцевим пристроєм до загальної кількості отриманих пакетів. Правильний пакет – це пакет, що містить всі правильні біти, якщо хоча б один біт є неправильним, весь пакет вважається неправильним. Очікуване значення PER може бути представлене у вигляді:

$$p_p = 1 - (1 - p_e)^N \quad (1)$$

де N – кількість бітів в пакеті.

При малих значеннях BER та при умові незалежності помилок в пакетах, формулу (1) можна представити наступним чином:

$$p_p \approx p_e^N \quad (2)$$

В залежності від призначення мережі задається допустимий діапазон значень $P \in [p_1 \dots 1]$, де p_1 – граничне значення коефіцієнта помилки по пакетах. Діапазон розбивається на три умовні характеристики: «зв'язок відсутній» - $P \in [0 \dots p_1)$, «зв'язок задовільний» - $P \in [p_1 \dots 1)$, «зв'язок добрий» - $P = 1$. На практиці шкала якості може мати більшу градацію оцінок. Кожній характеристиці присвоюється умовна оцінка.

Таблиця 1. Оцінка якості зв'язку

Якість зв'язку	Діапазон значень помилки	Оцінка
Зв'язок відсутній	$P \in [0 \dots p_1)$	"∞"
Зв'язок задовільний	$P \in [p_1 \dots 1)$	"2"
Зв'язок добрий	$P = 1$	"1"

Аналіз графу мережі WSN дає змогу виявити всі можливі варіанти передачі даних та оцінити сумарну довжину шляху передачі даних. Наприклад між вузлом №0 та №9 існує декілька можливих маршрутів наведених в табл. 2.

При оцінці якості передачі за умовною шкалою оптимальним буде маршрут який відповідатиме умові:

$$\min \left(\sum_{i=1}^n P_i \right) \Big|_{P \neq 2} \quad (3)$$

де i – ребро; P_i – оцінка i -го ребра; n – кількість ребер.

Також можна додати умову мінімальної кількості вузлів в маршруті:

$$\min \left(\sum_{i=1}^n P_i \right) \Big|_{P \neq 2, (n+1) \rightarrow \min} \quad (4)$$

де $(n + 1)$ – кількість вузлів.

З перелічених в табл. 2 маршрутів, оптимальним буде маршрут №5.

Таблиця 2. Таблиця маршрутизації з метрикою

№	Маршрут	Сумарна оцінка
1	0-2-5-7-8-9	5
2	0-3-6-7-8-9	7
3	0-3-6-8-9	6
4	0-3-6-9	4
5	0-1-4-6-9	4
6

В другому варіанті оцінка якості передачі даних ґрунтується на відстані між вузлами. Відстань визначається часом відгуку сусіднього вузла на hallo-пакет. Hallo-пакет – це пакет, завдяки якому встановлюється приналежність до сусідів. Отже замість умовної оцінки, ребра будуть характеризуватися конкретним часовим інтервалом, що вимірюються таймером мікроконтролера у кожному вузлі.

Оптимальним по часу буде маршрут, який відповідатиме умові:

$$\min \left(\sum_{i=1}^n T_i \right) \Big|_{(n+1) \rightarrow \min} \quad (5)$$

де T_i – часова оцінка i -го ребра.

У випадку низькошвидкісних сенсорних мереж постає необхідність комплексного підходу до оцінки якості зв'язку, оскільки оцінка виключно метрики або рівня помилок може призвести до сильної деградації системи внаслідок неоптимального використання її ресурсів.

Традиційні протоколи ДМ(OSPF, BGP)[3][4] передбачають відправлення пакету інформації по оптимальному маршруту, а коли це не можливо, то по наступному найбільш вдалому. Тобто *навіть якщо оптимальний маршрут не зможе забезпечити надійної передачі інформації протягом тривалого часу, вузол завжди першочергово намагатиметься скористатися ним.* Зва-

жаючи на обмежені ресурси мережі, це може призвести до надмірного навантаження на систему.

Для вирішення вищезгаданої проблеми пропонується застосовувати нейронну мережу.

Нейронні мережі

Штучні нейронні мережі (НМ) — це математичні моделі, а також їх програмні та апаратні реалізації, що побудовані за принципом організації та функціонування біологічних НМ – мереж нервових кліток живого організму[5].

В даному випадку НМ дозволяє:

- розпізнати та виключити з використання ті маршрути, що втратили свою актуальність;
- за допомогою вагових коефіцієнтів встановлювати пріоритети маршрутів, що можуть змінюватися в залежності від умов в яких функціонує мережа;
- знизити інформаційне навантаження на мережу;
- зменшити час розрахунків таблиці маршрутизації мікроконтролером.

НМ неможливо запрограмувати в традиційному розумінні цього слова, їх необхідно навчати (тренувати). Можливість навчання – одна з основних переваг НМ перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів передачі між вузлами. В процесі навчання НМ здатна виявляти складні залежності між вхідними та вихідними даними, а також виконувати узагальнення. Це означає, що у випадку вдалого навчання, мережа спроможна прийняти вірне рішення на основі даних, яких не було в навчальній вибірці, неповних даних або частково спотворених даних.

Навчання НМ може проводитися наступними методами:

- навчання з вчителем – вихідні реакції НМ відомі;
- навчання без вчителя – НМ формує вихідні реакції виходячи з вхідного сигналу;
- навчання з підкріпленням – система призначення винагород та штрафів від зовнішнього середовища.

Навчання з вчителем в даному випадку неможливе, так як вихідні реакції НМ попередньо невідомі. Тобто вважається, що завади діють на випадковій вузли випадковим чином.

Як правило, навчання без вчителя використовують тільки для задач з відомим описом множини об'єктів навчальної вибірки, коли потребується визначити внутрішні взаємозв'язки, залежності, закономірності, які існують між об'єктами, тому даний метод також відкидається.

Навчання з підкріпленням не передбачає попереднє знання вихідної реакції, а взаємодія відбувається виключно з навколишнім середо-

вищем. Як відгук на взаємодію, формується сигнал підкріплення, що дає змогу однозначно виділити найкращі маршрути передачі інформації на даному етапі роботи мережі.

Враховуючи специфіку роботи сенсорних комунікаційних мереж для навчання НМ пропонується використовувати алгоритм навчання з підкріпленням.

Навчання з підкріпленням

Навчання з підкріпленням відбувається в результаті отримання агентом винагород та штрафів, що поступають з навколишнього середовища (рис. 2) [6].

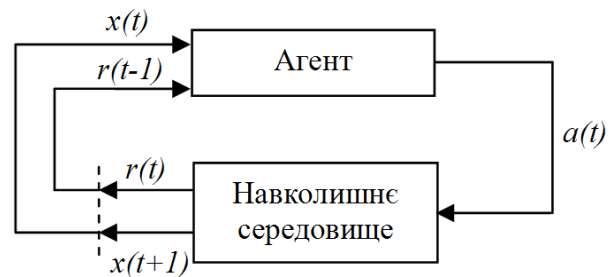


Рис. 2. Схема навчання з підкріпленням

В даній ситуації $x(t)$ агент виконує дію $a(t)$, отримує підкріплення $r(t)$ і потрапляє в наступну ситуацію $x(t+1)$, $t = 0, 1, 2, 3, \dots$. Підкріплення $r(t)$ може бути позитивним(винагорода) та негативним(штраф).

Ціль агента – максимізувати сумарну винагороду $U(x(t))$, яку можна буде отримати в майбутньому. Величина $U(x(t))$ оцінюється як:

$$U(x(t)) = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r(t+k) \quad (6)$$

де γ – дисконт-фактор ($0 \leq \gamma \leq 1$), враховує, що чим далі агент «заглядає» в майбутнє, тим менше в нього впевненість в оцінці очікуемого результату.

Одним з варіантів навчання з підкріпленням є алгоритм Q-Learning. Даний алгоритм безпосередньо не працює з функцією цінності, а використовує замість неї Q-функцію, аргументом якої є не тільки стан, а також і дія. Це дозволяє ітераційним шляхом побудувати Q-функцію і тим самим знайти оптимальну політику керування. Вираз для оновлення Q-функції має наступний вигляд:

$$Q(x(t), a(t)) = r(t) + \gamma \times U(x(t+1)) \quad (7)$$

де $a(t)$ – дія агента в момент t яка вибрана з множини всіх можливих дій A . Так як ціллю агента є максимізація сумарної винагороди, то $U(x(t+1))$ замінюється на $\max_{a \in A} Q(x(t+1), a)$ і в результаті отримаємо вираз наступного вигляду:

жаючи на обмежені ресурси мережі, це може призвести до надмірного навантаження на систему.

Для вирішення вищезгаданої проблеми пропонується застосовувати нейронну мережу.

Нейронні мережі

Штучні нейронні мережі (НМ) — це математичні моделі, а також їх програмні та апаратні реалізації, що побудовані за принципом організації та функціонування біологічних НМ – мереж нервових кліток живого організму[5].

В даному випадку НМ дозволяє:

- розпізнати та виключити з використання ті маршрути, що втратили свою актуальність;
- за допомогою вагових коефіцієнтів встановлювати пріоритети маршрутів, що можуть змінюватися в залежності від умов в яких функціонує мережа;
- знизити інформаційне навантаження на мережу;
- зменшити час розрахунків таблиці маршрутизації мікроконтролером.

НМ неможливо запрограмувати в традиційному розумінні цього слова, їх необхідно навчати (тренувати). Можливість навчання – одна з основних переваг НМ перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів передачі між вузлами. В процесі навчання НМ здатна виявляти складні залежності між вхідними та вихідними даними, а також виконувати узагальнення. Це означає, що у випадку вдалого навчання, мережа спроможна прийняти вірне рішення на основі даних, яких не було в навчальній вибірці, неповних даних або частково спотворених даних.

Навчання НМ може проводитися наступними методами:

- навчання з вчителем – вихідні реакції НМ відомі;
- навчання без вчителя – НМ формує вихідні реакції виходячи з вхідного сигналу;
- навчання з підкріпленням – система призначення винагород та штрафів від зовнішнього середовища.

Навчання з вчителем в даному випадку неможливе, так як вихідні реакції НМ попередньо невідомі. Тобто вважається, що завади діють на випадковій вузли випадковим чином.

Як правило, навчання без вчителя використовують тільки для задач з відомим описом множини об'єктів навчальної вибірки, коли потребується визначити внутрішні взаємозв'язки, залежності, закономірності, які існують між об'єктами, тому даний метод також відкидається.

Навчання з підкріпленням не передбачає попереднє знання вихідної реакції, а взаємодія відбувається виключно з навколишнім середо-

вищем. Як відгук на взаємодію, формується сигнал підкріплення, що дає змогу однозначно виділити найкращі маршрути передачі інформації на даному етапі роботи мережі.

Враховуючи специфіку роботи сенсорних комунікаційних мереж для навчання НМ пропонується використовувати алгоритм навчання з підкріпленням.

Навчання з підкріпленням

Навчання з підкріпленням відбувається в результаті отримання агентом винагород та штрафів, що поступають з навколишнього середовища (рис. 2) [6].

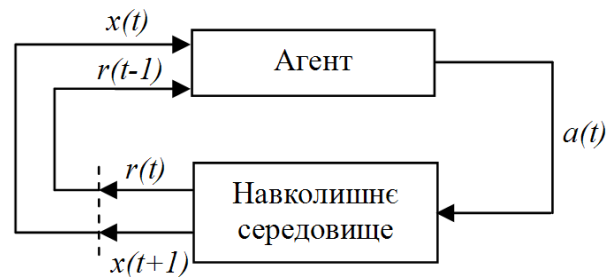


Рис. 2. Схема навчання з підкріпленням

В даній ситуації $x(t)$ агент виконує дію $a(t)$, отримує підкріплення $r(t)$ і потрапляє в наступну ситуацію $x(t+1)$, $t = 0, 1, 2, 3, \dots$. Підкріплення $r(t)$ може бути позитивним(винагорода) та негативним(штраф).

Ціль агента – максимізувати сумарну винагороду $U(x(t))$, яку можна буде отримати в майбутньому. Величина $U(x(t))$ оцінюється як:

$$U(x(t)) = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r(t+k) \tag{6}$$

де γ – дисконт-фактор ($0 \leq \gamma \leq 1$), враховує, що чим далі агент «заглядає» в майбутнє, тим менше в нього впевненість в оцінці очікуемого результату.

Одним з варіантів навчання з підкріпленням є алгоритм Q-Learning. Даний алгоритм безпосередньо не працює з функцією цінності, а використовує замість неї Q-функцію, аргументом якої є не тільки стан, а також і дія. Це дозволяє ітераційним шляхом побудувати Q-функцію і тим самим знайти оптимальну політику керування. Вираз для оновлення Q-функції має наступний вигляд:

$$Q(x(t), a(t)) = r(t) + \gamma \times U(x(t+1)) \tag{7}$$

де $a(t)$ – дія агента в момент t яка вибрана з множини всіх можливих дій A . Так як ціллю агента є максимізація сумарної винагороди, то $U(x(t+1))$ замінюється на $\max_{a \in A} Q(x(t+1), a)$ і в результаті отримаємо вираз наступного вигляду:

$$Q(x(t), a(t)) = r(t) + \gamma \times \max_{a \in A} Q(x(t+1), a) \quad (8)$$

Існує два типи систем з підкріпленням[7]:

- Альфа-система підкріплення – вага всіх активних зв'язків змінюється на однакову величину, а вага неактивних зв'язків не змінює своєї величини
- Бета-система підкріплення – вага всіх активних зв'язків спочатку змінюється на рівну величину, а потім від ваги кожного віднімається повна зміна ваги активних зв'язків поділена на загальну кількість всіх зв'язків.

Останній тип володіє властивістю консервативності відносно ваги, так як при такому підході загальна сума ваги всіх зв'язків залишається незмінною. Ця властивість конкретизує об'єм пам'яті мікроконтролера для зберігання ваги зв'язків, тому при умові обмежених ресурсів є доречнішою.

Динамічна маршрутизація за принципами нейронних мереж

З огляду на те, що структура WSN має спільні риси зі структурою нейронних мереж, є доцільним використання принципів нейронних мереж для оптимізації ДМ. Для навчання мережі обрано метод навчання з підкріпленням.

Блок-схема оптимізованого алгоритму ДМ за принципами нейронних мереж зображена на рис.3. На першому етапі будується таблиця маршрутизації на основі метрики, тобто якісної чи кількісної оцінки маршрутів. Оцінка маршруту визначається умовами в яких працює мережа. Якщо відомо, що в середовищі діють потужні завади, то варто використовувати якісну оцінку, в іншому випадку кількісну. Мережа починає працювати відповідно до наявної таблиці маршрутизації, яка в свою чергу, доповнюється значенням ваги для кожного маршруту. Спочатку всі маршрути матимуть однакову вагу. Далі з кожним успішно доставленим пакетом відповідному маршруту присвоюється нове значення ваги – більше ніж попереднє. У випадку не підтвердження доставки пакету або доставкою його з помилками, відповідному маршруту присвоюється менше значення ваги, ніж попереднє. Через деякий час T_{ep} вагові коефіцієнти стають більш пріоритетними ніж метрика (якісна чи кількісна оцінка) і оптимальним вважається той маршрут, у якого більша вага. Таким чином сенсорна мережа динамічно пристосовується до змін зовнішнього середовища.

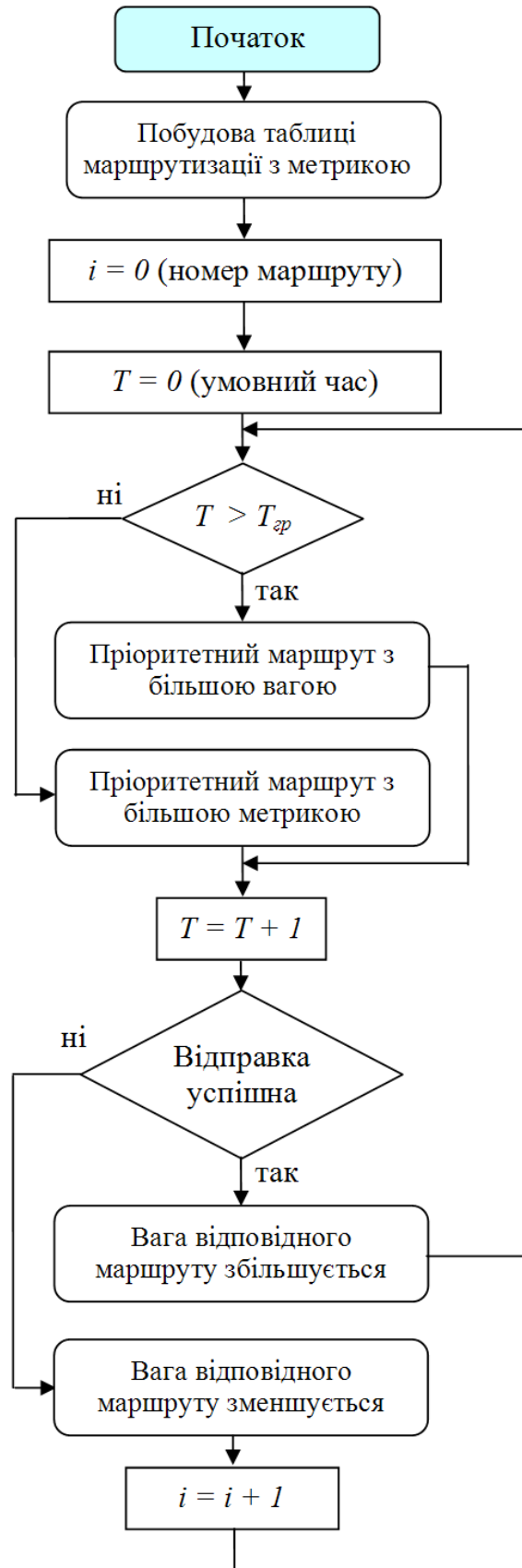


Рис. 3. Блок-схема запропонованого алгоритму маршрутизації

Висновки

1. Необхідність забезпечувати низьке енергоспоживання WSN-датчиків накладає ряд обмежень на алгоритми роботи WSN та швидкість радіозв'язку.

2. Зважаючи на обмежені ресурси WSN, використання традиційних протоколів ДМ може призвести до надмірного навантаження на систему, зумовленого відсутністю механізму врахування рівня помилок для кожного маршруту. Можлива невідповідність метрики реальним умовам навколишнього середовища може породжувати значне інформаційне навантаження на мережу за рахунок того, що неоптимальним, з точки зору надійності, маршрутам постійно буде надаватися перевага.

3. Запропонований метод ДМ, що базується на принципах функціонування нейронних мереж, дозволяє покращити роботу WSN за рахунок впровадження додаткового механізму врахування рівня помилок на маршрутах. Даний метод дає змогу динамічно відстежувати якість маршрутів, та надавати перевагу тим маршрутам, які являються оптимальними.

Література

1. *Algorithmic Aspects of Wireless Sensor Networks*. Mirosław Kutulowski, Jacek Cichon, Przemisław Kubiak, Eds. – Poland, Wrocław: Springer, 2007.
2. *Levis P., Madden S., Polastre J. and dr. "TinyOS: An operating system for wireless sensor networks"*. W. Weber, J.M. Rabaey, E. Aarts (Eds.). In *Ambient Intelligence*. – New York, NY: Springer-Verlag, 2005. – 374 p.
3. *Moy, J.* (April 1998). [RFC 2328 "OSPF Version 2"]. The Internet Society. Retrieved 2007-09-28.
4. *Border Gateway Protocol*. <http://www.cisco.com/>
5. *Круглов Владимир Васильевич*, Борисов Вадим Владимирович *Искусственные нейронные сети. Теория и практика.*— 1-е.— М.: Горячая линия - Телеком, 2001. — С. 382.
6. *R. Sutton, A. Barto.* Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: MIT Press, 1998.
7. *Розенблатт Ф.* Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга/ Principles of Neurodynamic: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. — М.: Мир, 1965. — 480 с.