

УДК 004.896

Ю.М. ШМЕЛЬОВ, Є.Є. ВОЛКАНИН,
І.В. ЗАЛИВЧА, Ю.М. ГАВРИЛЮК

Кременчуцький льотний коледж Національного авіаційного університету

АВТОМАТИЗАЦІЯ ОПАЛЕННЯ ЖИТЛОВИХ ПРИМІЩЕНЬ З МЕТОЮ ЗНИЖЕННЯ ЕНЕРГОВИТРАТ

В останні роки спостерігається тенденція розширення застосування в системах управління технологічними процесами та складними динамічними об'єктами інтелектуальних систем побудованих на штучних нейронних мережах. Це пояснюється рядом переваг штучних нейронних мереж перед традиційними системами керування: самонавчання системи, висока ступінь паралельності процесів, наявність мінімальної інформації про об'єкт управління, можливість реалізувати функції значної складності. У даній статті пропонується застосувати методи штучних нейронних мереж для управління електроопаленням приміщення з метою зниження енерговитрат. Забезпечення заданого температурного режиму вимагає моніторингу певних факторів в реальному часі, таких як наявність людей в приміщенні, їх активність, наявність та стан офісної і мультимедійної техніки, освітленість приміщення, режим провітрювання і т.д. Таку задачу в даний час вирішують застосуванням традиційної системи управління з програмним алгоритмом роботи, яка не в повній мірі використовує всі можливості для енергозбереження, і крім того, вимагає втручання користувача. Сучасна інтелектуальна система управління на базі нейронної мережі більш гнучка, не вимагає втручання користувача, здатна реалізувати більш складні алгоритми керування.

Розробка системи управління побудованої на нейронній мережі зводиться до двох основних завдань: вибір схеми штучної мережі та створення методу її навчання. Пропонується реалізувати систему управління електроопаленням за схемою прямого управління (последовного нейроконтролера) з нейромережевим емулятором на базі архітектури багатоварової нейронної мережі, що навчається за алгоритмом зворотного розповсюдження помилки. Такий адапційний алгоритм може використовуватись для управління опалювальним обладнанням, яке є багатовимірним об'єктом оскільки обладнане датчиками та має можливість змінювати потужність в широких межах.

Ключові слова: автоматизована система управління, штучна нейронна мережа, енергоефективне опалення, нейроеммулятор, нейроконтролер, алгоритм навчання нейроеммулятору.

Ю.Н. ШМЕЛЁВ, Е.Е. ВОЛКАНИН,
И.В. ЗАЛИВЧА, Ю.Н. ГАВРИЛЮК

Кременчугский летный колледж Национального авиационного университета

АВТОМАТИЗАЦИЯ ОТОПЛЕНИЯ ЖИЛЫХ ПОМЕЩЕНИЙ С ЦЕЛЮ СНИЖЕНИЯ ЭНЕРГОЗАТРАТ

В последние годы наблюдается тенденция расширения применения в системах управления технологическими процессами и сложными динамическими объектами интеллектуальных систем построенных на искусственных нейронных сетях. Это объясняется рядом преимуществ искусственных нейронных сетей перед традиционными системами управления: самообучение системы, высокая степень параллельности процессов, наличие минимальной информации об объекте управления, возможность реализовать функции значительной сложности. В данной статье предлагается применить методы искусственных нейронных сетей для управления электрообогревом помещения с целью снижения энергозатрат. Обеспечение заданного температурного режима требует мониторинга определенных факторов в реальном времени, таких как наличие людей в помещении, их активность, наличие и состояние офисной и мультимедийной техники, освещенность помещения, режим проветривания и т.д. Такую задачу в настоящее время решают применением традиционной системы управления с программным алгоритмом работы, которая не в полной мере использует все возможности для энергосбережения, и кроме того, требует вмешательства пользователя. Современная интеллектуальная система управления на базе нейронной сети более гибкая, не требует вмешательства пользователя, способна реализовать более сложные алгоритмы управления.

Разработка системы управления построенной на нейронной сети сводится к двум основным задачам: выбор схемы искусственной сети и создание метода её обучения. Предлагается реализовать систему управления электрообогревом по схеме прямого управления (последовательного нейроконтролера) с нейросетевым емулятором на базе архитектуры многослойной нейронной сети, которая учится по алгоритму обратного распространения ошибки. Такой адапционный алгоритм может использоваться для управления отопительным оборудованием, которое является многомерным

об'єктом поскільки обладнано датчиками і має можливість змінювати потужність в широких межах.

Ключевые слова: автоматизированная система управления, искусственная нейронная сеть, энергоэффективное отопление, нейроэмулятор, нейроконтроллер, алгоритм обучения нейроэмулятора.

Y.M. SHMELOV, Y.Y. VOLKANIN,
I.V. ZALYVCHA, Y.M. HAVRYLYUK
Kremenchug Flight College of National Aviation University

AUTOMATION OF HEATING OF HOUSING ACCOMMODATIONS WITH THE PURPOSE OF REDUCING THE ENERGY OFFER

In recent years, there has been a tendency of expanding the application in control systems of technological processes and complex dynamic objects of intelligent systems constructed on artificial neural networks. This is due to a number of advantages of artificial neural networks in front of traditional systems of management: self-learning system, high degree of process parallelism, the availability of minimal information about the object of management, the ability to implement features of considerable complexity. In this article it is proposed to apply methods of artificial neural networks for controlling the heating of premises in order to reduce energy consumption. Provision of a given temperature regime requires monitoring of certain factors in real time, such as the presence of people in the room, their activity, availability and status of office and multimedia equipment, room illumination, ventilation mode, etc. Such a task is currently being solved by the use of a traditional control system with a programmatic work algorithm that does not fully utilize all the power saving options and, moreover, requires user intervention. The modern intelligent control system based on the neural network is more flexible, does not require user intervention, can implement more complex management algorithms.

The development of the management system built on the neural network is reduced to two main tasks: the choice of the scheme of the artificial network and the creation of a method for its training. It is proposed to implement a system of control of electric heating by the scheme of direct control (serial neurocontroller) with a neural network simulator based on the architecture of the multilayer neural network, which learns on the algorithm of the reverse error propagation. Such an adaptation algorithm can be used to control heating equipment, which is a multidimensional object since it is equipped with sensors and has the ability to change power across borders.

Key words: automated control system, artificial neural network, energy efficient heating, neuroemulter, neurocontroller, training algorithm for neuroemulter.

Постановка проблеми

Одним із головних показників мікроклімату приміщення є температура повітря. Діючі вимоги температурного режиму приміщень [1] передбачають перепади температури в межах 2 ... 3 °С. Згідно встановлених нормативних показників, комфортна температура становить: 22 ... 25 °С в теплу пору року; 20 ... 22 °С взимку; температура для робочих приміщень – 18 °С. Підтримувати температуру приміщення в такому діапазоні можливо лише за допомогою систем автоматичного регулювання температури.

Значне збільшення вартості природного газу робить економічно доцільним встановлення та експлуатацію електричних систем опалення. Окрім економічних переваг електричні системи більш компактні, технологічні, мають кращий дизайн, відносно простий монтаж та краще автоматизуються.

На сьогоднішній день у світі надзвичайно гостро стоїть питання зниження енергоспоживання житлових, офісних та виробничих будівель. Споживання енергії невпинно зростає, її вартість збільшується і у перспективі цей процес буде тільки розвиватися. З року в рік експлуатаційна вартість житла дорожчає, тому питання економії і раціонального використання енергії складно переоцінити. Ключовим фактором, який впливає на зниження споживання енергії, є застосування гнучкої та ефективної системи управління електричним опаленням. Альтернативою існуючим системам управління є штучні нейронні мережі.

Останнє десятиріччя набули значного розвитку інтелектуальні системи управління на основі штучних нейронних мереж. Це такі системи, які здатні аналізувати, розпізнавати зміни в об'єкті і зовнішньому середовищі, навчатися протягом свого функціонування, здійснювати діагностику, прогнозування і розвиток як керованого об'єкта, так і самої системи управління [2].

Наразі інформаційні системи керування на основі нейронних мереж широко впроваджуються завдяки наступним особливостям [3]:

- реалізація на базі електронних напівпровідникових контролерів дозволяє організувати паралельну обробку інформації, що збільшує швидкість роботи та надійність системи;
- здатні реалізувати функції керування значної складності;
- для реалізації нейронних мереж достатньо мінімальної інформації про об'єкт управління.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

На даний час для автоматичної підтримки заданої температури в приміщенні широко застосовуються термостати або терморегулятори. Термостат являє собою автоматичний прилад, підключений до опалювальної системи, який припиняє її роботу при досягненні верхнього показника температури і знову її відновлює, при охолодженні до мінімального значення. Працює термостат в автоматичному режимі по налаштованим параметрам. Терморегулятор це зазвичай більш складний та ефективний електронний прилад, оскільки збирає інформацію від термодатчиків в приміщенні і на підставі цієї інформації включає або вимикає опалювальну систему. Недоліки таких систем: необхідні постійні налаштування такої системи з боку користувачів, вмикання та вимикання, не враховують присутність користувачів в приміщенні.

Більш досконалішими є системи з програмним регулюванням, які забезпечують зміну температури по заздалегідь заданому закону (в часі). Недолік: користувачу необхідно встановити графік роботи опалювальної системи в залежності від режиму знаходження в приміщенні людей.

Застосування інтелектуальної системи управління на базі штучної нейронної мережі дозволить системі опалювання повністю автономно працювати, враховуючи режим присутності людей в приміщенні (за їх відсутності знизити температуру до мінімально допустимого рівня, тим самим знижуючи енергоспоживання), також враховуючи зовнішню температуру та освітлення (за наявності відповідних датчиків).

Перевагами нейронної мережі перед традиційними системами управління є [4]:

- можливість навчатися будь-яких функцій, важливий тільки обсяг наданих даних і вибір правильної нейронної моделі. Таким чином нейронні мережі дозволяють уникнути використання складного математичного апарату;
- використання нелінійних функцій активації в нейронних мережах дозволяє реалізувати завдання з істотними нелінійностями;
- така система самонавчається. Це означає можливість здійснювати управління в умовах суттєвих нелінійностей;
- високий ступінь паралельності мережі забезпечує високу продуктивність обчислень;
- архітектура паралельної обробки дозволяє нейронній мережі функціонувати навіть при порушенні окремих елементів мережі.

Тобто нейронні мережі доцільно застосувати для автоматизації опалення приміщень з метою зниження енергоспоживання та збільшення автономності системи.

Формулювання мети дослідження

Метою даної роботи є розширення функціональних можливостей системи управління опаленням приміщення шляхом застосування методів нейронних мереж.

Викладення основного матеріалу дослідження

Концепція сучасної системи керування опаленням житлових приміщень полягає в тому, що ефективно зниження енерговитрат можливе за умови аналізу максимально можливої кількості факторів, які впливають на температуру в приміщенні. Вказані фактори можливо розділити на зовнішні та внутрішні. До зовнішніх факторів слід віднести навколишню температуру, швидкість вітру, освітленість будівлі. До внутрішніх: кількість та потужність обладнання, встановленого в приміщенні, та частота і тривалість його роботи, наявність людей в приміщенні, тривалість їх перебування і вид діяльності. Таким чином, ресурсів для зниження енерговитрат для опалення (відсутність людей в приміщенні, зміна зовнішньої температури, зміна освітленості і т.д.) існує достатньо, а проблема використання вказаних ресурсів полягає у створенні автоматизованої інтелектуальної системи керування.

Стосовно застосування класичної теорії автоматичного управління до багатомірних об'єктів (температурне поле приміщення) має певні обмеження внаслідок складності представлення і аналізу вхідних даних. Дана теорія також включає розробку математичної моделі об'єкта управління, яка описує динамічну систему та застосування аналітичних підходів до інтерпретації законів управління. Крім того розроблена математична модель може виявитися занадто складна для обчислення в режимі реального часу процесором вбудованим в контролер. Також така система буде змінюватися безперервно з часом і мати параметри, які неможливо представити у вигляді моделі, але які чітко описуються в вербальній формі. Таким чином, існуючі системи автоматичного управління опаленням не використовують в повній мірі можливості енергозбереження. Наведені проблеми вимагають удосконалення або заміни існуючих методів автоматизації управління, побудованих на основі класичних алгоритмів. Найбільш повно вказаним вимогам може задовольнити сучасні інтелектуальні системи управління побудовані на штучних нейронних мережах. Здатність до самонавчання, само накопичування бази даних, застосування нечітких алгоритмів є ключовими факторами для розробки та впровадження інтелектуальної системи управління [5].

Штучні нейронні мережі (ШНМ) являють собою модель біологічного нейрона людського мозку. Елементи ШНМ сильно пов'язані між собою, паралельні та перехресні зв'язки створюють мережі простих

адаптивних елементів відповідно до їх структурної ієрархічної організації, які спрямовані на взаємодію з об'єктами реального світу, подібно до дії людського мислення [3].

Основним завданням тренувань нейронних мереж є вибір вагових коефіцієнтів (ваг) даної мережі за допомогою такої її навчання, щоб була відповідність між необхідними сигналами входу / виходу [5]. Математична модель одного штучного нейрона наведена на рисунку 1.

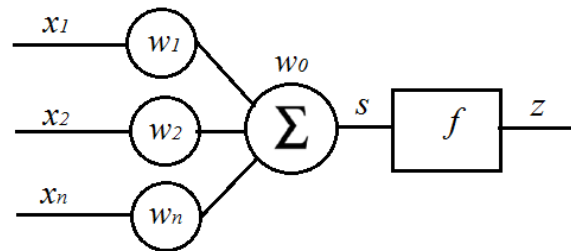


Рис. 1. Математична модель нейрона

Вхідні сигнали x_i , множаться на вагові коефіцієнти (синаптичні ваги) w_i і підсумовуються в результуючий сигнал зміщений на величину w_0 :

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0, z = f(s), f(x) = \frac{1}{1+e^{-ax}}, \quad (1)$$

де x_1, x_2, \dots, x_n – вхідні сигнали; w_1, w_2, \dots, w_n – синаптичні ваги нейрона; s – функція вхідних впливів і порогового елемента w_0 ; f – функція активації; z – вихідний сигнал нейрона.

Сигнал s подається на вхід активаційної функції нейрона f (рисунок 1).

Схематично система управління опаленням в приміщенні може бути представлена як тришарова нейронна мережа (рисунок 2) на вхід якої надходять сигнали (x_n) з датчиків температури, освітленості, присутності і т.д., а на виході формується сигнал (y) керування електроопалювальним обладнанням.

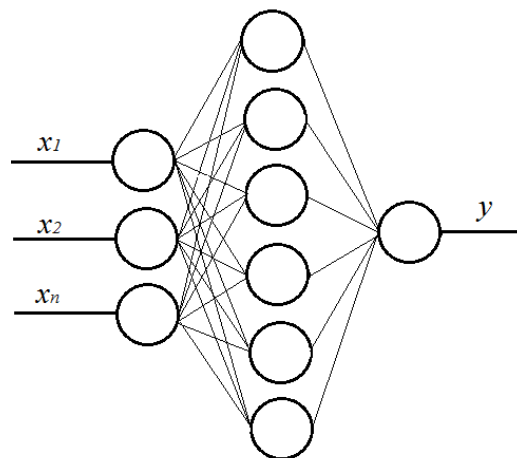


Рис. 2. Штучна нейронна мережа керування опалюванням

Для здійснення апроксимації функцій багатoshарові мережі прямого поширення піддаються коригуванню вагових коефіцієнтів. Дане коректування здійснюється на основі розроблених алгоритмів навчання нейронних мереж, які бувають наступних видів [6]:

- задається набір навчальних векторів – вхідних значень і бажаних виходів нейронної мережі. Синаптичні ваги в процесі навчання підбираються таким чином, щоб при певних вхідних сигналах отримувати максимально близькі до заданих вихідні сигнали;
- на початковому етапі не ставиться бажаний вектор вихідних сигналів, однак за результатами роботи нейронна мережа отримує позитивну або негативну оцінку;
- задається набір вхідних векторів, які обробляються на основі законів самоорганізації, що призводить нейронну мережу до стану, при якому вона здатна вирішувати поставлені завдання.

На рисунку 3 наведена схема нейронного управління з емулятором і контролером. Відповідно схемі нейроконтролер навчається на інверсній моделі об'єкта управління, а нейроемулятор – на реальній моделі об'єкта управління. Нейроконтролер навчається на основі нейроемулятора, який навчається за допомогою методу зворотного поширення помилки. Для навчання нейроемулятора задамо багатшарову мережу прямого поширення з випадково підібраними ваговими коефіцієнтами і навчальну множину, що складається з пар вхідний сигнал мережі - необхідний вихідний сигнал нейроконтролера, а також вихідне значення мережі [7].

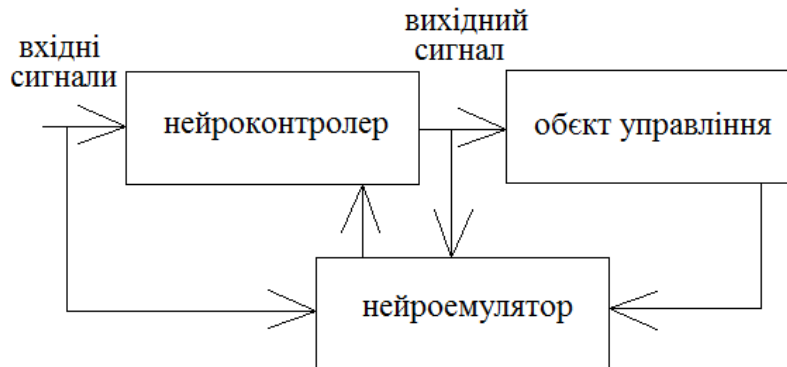


Рис. 3. Схема нейронного управління з емулятором і контролером

Завдання навчання нейроконтролера полягає в підборі вагових коефіцієнтів для мінімізації деякої цільової функції. Цільова функція – сума квадратів помилок мережі на прикладах з навчальної множини, а мінімізація даного функціоналу – це рішення по методу найменших квадратів [8].

$$E(w) = \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2, \quad (2)$$

де $y_{j,p}^{(N)}$ – реальний вихід N -го вихідного шару мережі для p -го нейрона на j -у навчальному прикладі; $d_{j,p}$ – бажаний вихід.

Для знаходження мінімуму і визначення вагових коефіцієнтів, що входять до складу функції $y_{j,p}^{(N)}(x)$ будемо використовувати метод найшвидшого спуску, при якому на кожному кроці навчання будемо змінювати вагові коефіцієнти відповідно до формули:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(n)}}, \quad (3)$$

де $w_{ij}^{(n)}$ – ваговий коефіцієнт, який пов'язує j -й нейрон n -го шару і i -й нейрон $(n-1)$ шару, η – параметр швидкості навчання.

Для цього, за отриманими ваговими коефіцієнтами мережі необхідно визначити приватні похідні цільової функції E :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(n)}} = \frac{\partial E}{\partial y_j^{(n)}} \cdot \frac{dy_j^{(n)}}{ds_j^{(n)}} \cdot \frac{\partial s_j^{(n)}}{\partial w_{ij}^{(n)}}, \quad (4)$$

де $y_j^{(n)}$ – вихід; $s_j^{(n)}$ – сума входів j -го нейрона n -го шару. Знаючи функцію активації, можна обчислити $dy_j^{(n)} / ds_j^{(n)}$. Для сигмоїдальної функції буде дорівнювати:

$$\frac{dy_j^{(n)}}{ds_j^{(n)}} = \alpha y_j^{(n)} (1 - y_j^{(n)}). \quad (5)$$

Вихід i -го нейрона $(n-1)$ -го шару можна записати як:

$$\frac{\partial s_j^{(n)}}{\partial w_{ij}^{(n)}} = y_i^{(n-1)}. \quad (6)$$

Виконавши диференціювання (4) по $y_j^{(N)}$ з урахуванням (6) і (1) за вагами нейронів вихідного шару обчислимо приватні похідні цільової функції:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(N)}} = (y_j^{(N)} - d_j) \cdot \frac{dy_j^{(N)}}{ds_j^{(N)}} \cdot y_i^{(N-1)}. \quad (7)$$

Введемо заміну в (7):

$$\delta_j^{(n)} = \frac{\partial E}{\partial y_j^{(n)}} \cdot \frac{dy_j^{(n)}}{ds_j^{(n)}}. \quad (8)$$

Значення нейронів у вихідному шарі на основі (8):

$$\delta_j^{(n)} = (y_j^{(N)} - d_j) \cdot \frac{dy_j^{(n)}}{ds_j^{(n)}}. \quad (9)$$

Для визначення вагових коефіцієнтів нейронів внутрішніх шарів запишемо (4) в наступному вигляді:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^{(n)}} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k^{(n+1)}} \cdot \frac{dy_k^{(n+1)}}{ds_k^{(n+1)}} \cdot \frac{ds_k^{(n+1)}}{\partial y_j^{(n)}} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k^{(n+1)}} \cdot \frac{dy_k^{(n+1)}}{ds_k^{(n+1)}} \cdot w_{jk}^{(n+1)}. \quad (10)$$

Зауважимо, що в $\delta_k^{(n+1)} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k^{(n+1)}} \cdot \frac{dy_k^{(n+1)}}{ds_k^{(n+1)}}$, що дозволяє через (2) записати значення $\delta_j^{(n)}$ нейронів n -го шару за допомогою нейронів $(n+1)$ -го $\delta_k^{(n+1)}$ шару. Отримати значення $\delta_j^{(n)}$ для всіх нейронів всіх шарів можна через рекурсивну формулу для останнього шару $\delta_j^{(N)}$:

$$\delta_j^{(n)} = \left[\sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \right] \cdot \frac{dy_j^{(n)}}{ds_j^{(n)}}. \quad (11)$$

Вираз (3) для корекції вагових коефіцієнтів запишеться у вигляді:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot y_i^{(n-1)}. \quad (12)$$

За допомогою алгоритму зворотного поширення отримаємо алгоритм навчання нейромулятору [8]:

- надання довільних початкових значень ваговим коефіцієнтам нейромережі та отримання значень цільової функції при даних значеннях;
- подання вектору навчальної множини на вхід нейронної мережі і обчислення значення на виході ШНМ, що формують вектор пам'яті із значень кожного нейрона;
- обчислюється значення (9) $\delta_j^{(N)}$ нейронів у вихідному шарі, а по рекурсивній формулі (11) обчислюються значення $\delta_j^{(n)}$ за допомогою нейронів $(n+1)$ -го $\delta_k^{(n+1)}$ шару, а потім по (12) змінюються ваги нейронної мережі;
- коригування вагових коефіцієнтів мережі $w_{ij}^{(n)} = w_{ij}^{(n)} + \Delta w_{ij}^{(n)}$;
- розраховується цільова функція (2) і, якщо вона відносно мала, можна вважати, що нейронна мережа успішно пройшла процедуру навчання. В іншому випадку, переходимо до виконання другого етапу алгоритму.

Висновки

Штучні нейронні мережі є ефективним та перспективним видом математичних моделей для управління динамічними об'єктами, такими як енергоефективне опалення приміщень. Принцип організації ШНМ побудований за принципом функціонування біологічних нервових клітин мозку, і це дозволяє такій системі управління навчатися на прикладах, узагальнювати і паралельно обробляти інформацію яка надходить, дає можливість асоціативності і гарантує високу надійність системи управління.

У даній роботі показана можливість керування опалювальною системою з допомогою нейроконтролера з нейромулятором, що включають багатозарову нейронну мережу прямого поширення. Нейронна мережа нейромулятору навчалася на основі алгоритму зворотного поширення помилки, а сам нейроконтролер працював в режимі передбачення і зменшення помилки. Більш повні

висновки що до ефективності запропонованої системи будуть сформовані після реалізації плануємих математичних та експериментальних досліджень.

Список використаної літератури

1. Державні будівельні норми України. Опалення, вентиляція та кондиціонування. ДБН В.2.5-67:2013. Видання офіційне. Київ. 2013.
2. Основы автоматизации технологических процессов и производств : учебное пособие : в 2 т. / [Г. Б. Евгеньев и др.] ; под ред. Г. Б. Евгеньева. — Москва : Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2015.
3. Абдикеев Н.М. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие. – М.: КОС-ИНФ, Рос. экон. акад., 2003. – 188 с.
4. Громов Ю.Ю. Интеллектуальные информационные системы и технологии: Учебное пособие / Ю.Ю. Громов, О.Г. Иванова, В.В. Алексеев. – Тамбов: Изд-во ФГБОУ ВПО «ПТТУ», 2013. – 244 с.
5. "Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика"/А.А. Усков, А.В. Кузьмин. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004
6. Галушкин А.И. Основы нейроуправления // Нейрокомпьютер. 2002. № 9-10. С. 87-106.
7. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. М.: Высшая школа, 2002. 183 с.
8. Пшихопов В.Х., Шанин Д.А., Медведев М.Ю. Построение нейросетевых регуляторов для синтеза адаптивных систем управления // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2008. №3.