

АВТОМАТИКА ТА ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНА ТЕХНІКА

УДК 681.51, 621.3.07

М. І. Паламар, канд. техн. наук, доц.;

О. Б. Гнатюк;

М. О. Стрембіцький, асп.

ЗАСТОСУВАННЯ РЕКУРЕНТНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ КЕРУВАННЯ ОБ'ЄКТАМИ ІЗ НЕВИЗНАЧЕНИМИ ДИНАМІЧНИМИ ПАРАМЕТРАМИ

Запропоновано структуру рекурентної нейронної мережі для керування об'єктами із невизначеними динамічними параметрами. Наведено алгоритм навчання нейронної мережі та результати моделювання роботи нейроконтролера в системі керування слідувальною антеною.

Вступ

В системах керування різними об'єктами найчастіше використовують алгоритми пропорційно-інтегрально-диференціального (ПІД) регулювання. Проте в динамічних процесах із нечітко визначеними змінними параметрами та нелінійностями важко забезпечити оптимальні налаштування коефіцієнтів. Останнім часом все більше досліджень присвячено використанню штучних нейронних мереж (ШНМ) як альтернативи ПІД-регуляторам у задачах керування динамічними системами. Аналіз публікацій за тематикою дослідження показує, що використання ШНМ може забезпечити значно кращі результати регулювання порівняно з тими, що досягаються в рамках класичного керування та програмного забезпечення [1—3].

Одним із складних динамічних об'єктів керування, що мають нелінійний характер, є опорно-поворотні пристрої антенних станцій слідування та зв'язку з низькоорбітальними супутниками дистанційного зондування Землі. Для забезпечення необхідної точності наведення та супроводу супутників антенами з великим діаметром рефлекторів у станціях космічного зв'язку, крім жорстких вимог до виконавчих механізмів поворотних платформ, не менш важливою є висока ефективність алгоритмів системи керування, яка частково може компенсувати недоліки механічних вузлів виконавчих механізмів.

Детальнішої уваги заслуговує питання використання нейронних мереж зі зворотними зв'язками, які забезпечують хороші апроксимувальні властивості для ефективної роботи систем керування антенними станціями.

Метою роботи є створення нейромережевої моделі для системи адаптивного керування нелінійними динамічними об'єктами, зокрема для антенних станцій супроводу низькоорбітальних супутників, обґрунтування вибору структури нейронної мережі та алгоритмів її навчання, а також дослідження показників якості функціонування ШНМ.

Модель об'єкта керування та вибір топології нейронної мережі

Об'єктом керування є опорно-поворотний пристрій антенної системи, оснащений асинхронними електроприводами та сенсорами кутового положення осей. Електронний блок керування з силовими частотними регуляторами забезпечує плавне переміщення осей для орієнтації вузького променя діаграми направленості рефлектора на низькоорбітальний супутник. Для слідувальних антенних станцій характерні високі вимоги до динамічних характеристик, зумовлені великими швидкостями супроводу супутників, широким діапазоном кутів обертання та необхідністю високої точності наведення (одиниці кутових минут). Динамічні параметри опорно-поворотних пристроїв мають нелінійний характер, зумовлений значними змінами моментів інерції окремих модулів від кутового положення, зміною жорсткості механічних передач, впливом люфтів, нестабільністю характеристик електроприводів, стохастичними впливами вітрових навантажень тощо.

За допомогою програмного комплексу MatLab/Simulink побудована модель антенної системи із системою керування (рис. 1). Субмоделі окремих її вузлів (антена, частотний регулятор з АД) досліджено в [4]. Адекватність моделі перевірялась на тривісній повноповоротній антенній станції для задач дистанційного зондування Землі «EgyptSat-1» з діаметром рефлектора 3 м, загальною масою 2400 кг.

Для керування рухом антени розроблений нейроконтролер (Speed controller) з використанням ШНМ Елмана (рис. 2), перевагою якої є підвищена стійкість, оскільки у ШНМ Елмана зворотні зв'язки заведені з виходів внутрішніх нейронів на проміжний шар, що робить її стійкішою від рекурентних мереж аналогічного типу (напр., ШНМ Хопфілда, в якій внутрішні зворотні зв'язки підводяться до первинних входів, де відбувається змішування сигналів [2]).

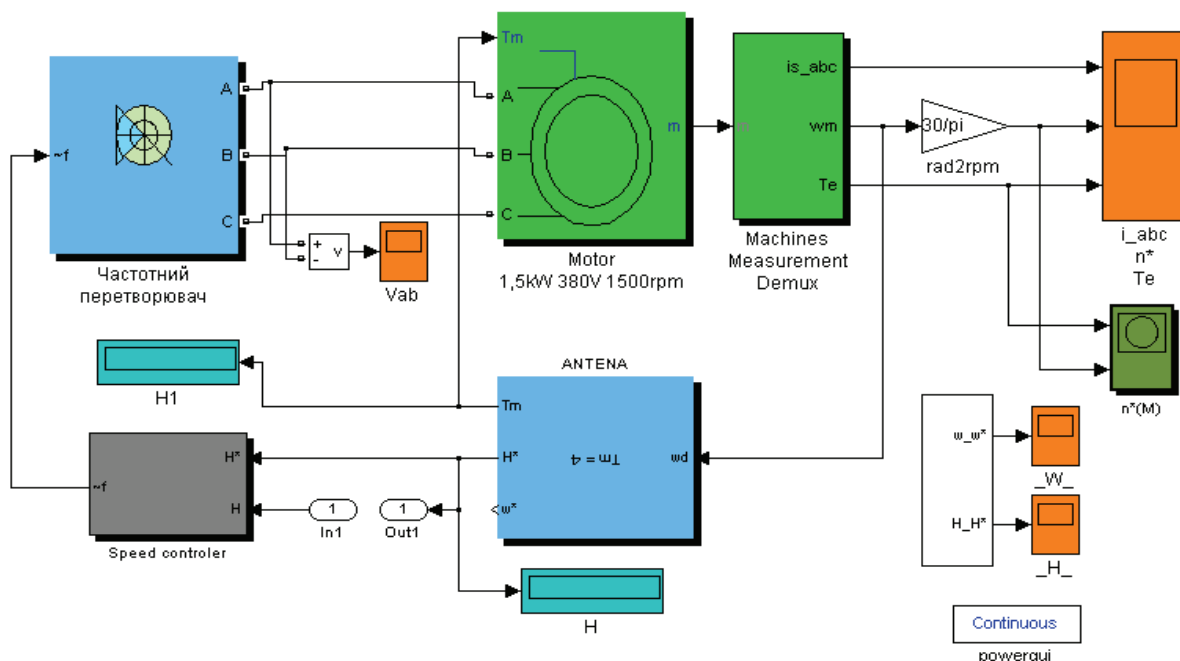


Рис. 1. Загальна модель антенної станції із системою керування

Архітектура ШНМ Елмана дозволяє враховувати передісторію спостережуваних процесів і накопичувати інформацію для вибору правильної стратегії керування.

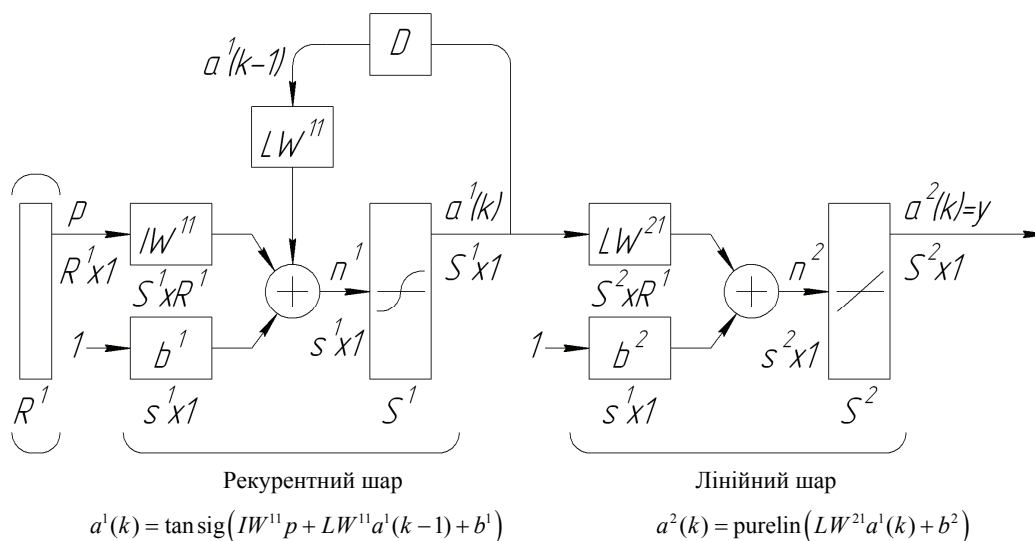


Рис. 2. Структура нейронної мережі Елмана

Для контролера керування антенною станцією рекурентну нейронну мережу Елмана модифіковано шляхом введення ліній затримки із виходу об'єкта керування (рис. 3). В системі MatLab/Simulink створена модель ШНМ, що містить вхідний шар з 15 нейронів та прихований шар

у варіантах від 12 до 19 нейронів, які мають локальні зворотні зв'язки через лінії затримки. Вихідний шар містить 1 нейрон з лінійною функцією активації (purelin).

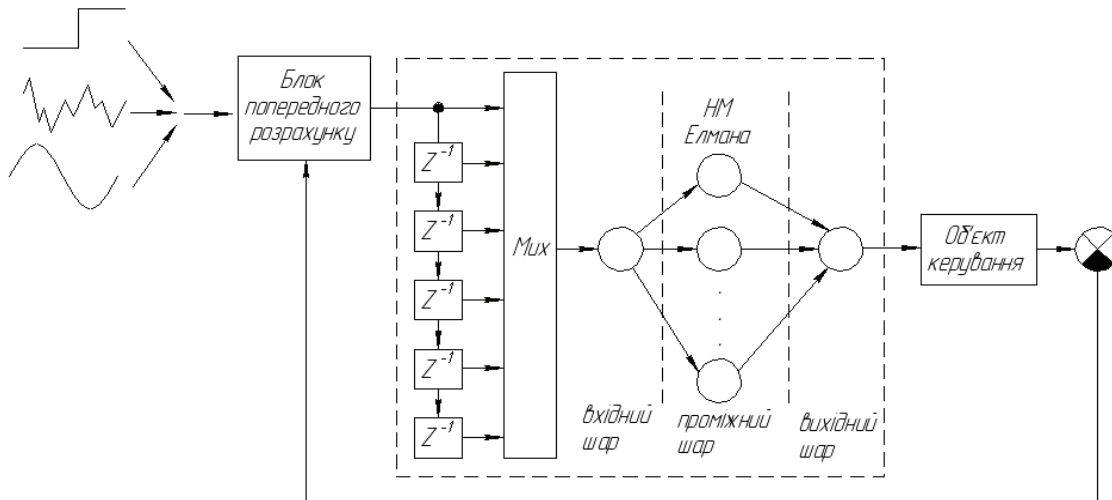


Рис. 3. Структурна модель ШНМ керування антенною станцією

Стан нейронів рекурентного шару мережі описується рівняннями

$$\begin{cases} n^1(k) = LW^{11}a^1(k-1) + IW^{11}p + b^1, & a^1(0) = a_0^1; \\ a^1(k) = \tan \operatorname{sig}(n^1(k)). \end{cases} \quad (1)$$

Лінійний шар ШНМ є безінерційним, а стан його нейронів визначається співвідношеннями

$$\begin{cases} n^2(k) = LW^{21}a^1(k) + b^2; \\ a^2(k) = \operatorname{purelin}(n^2(k)). \end{cases} \quad (2)$$

Навчання ШНМ

Оскільки цільові реакції мережі на вхідні сигнали відомі, для створеної ШНМ використовується метод навчання з учителем. Кінематика руху поворотної платформи для супроводу супутника та допустимі відхилення у загальному випадку залежать від параметрів орбіти, типу використовуваної антенної підвіски, місця розташування антени на земній поверхні та ширини діаграми направленості антени. Навчальні послідовності будувалися на основі моделювання траєкторій супроводу супутників для різних поворотних платформ антенних станцій, що досліджувалися у [5], з використанням кеплерівських даних про параметри орбіт супутників дистанційного зондування Землі.

Навчання мережі (коректування вагових коефіцієнтів і зміщень нейронів ШНМ до досягнення заданої помилки) проводилося з використанням методу спряжених градієнтів (Флетчера-Рівса), якому властива добра збіжність обчислювального процесу: для додатньо визначеної квадратичної функції від n змінних мінімум досягається не більше ніж через n кроків [6].

Мінімум функціоналу помилки обчислювався як

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + a_k \mathbf{p}_k, \quad (3)$$

де \mathbf{x}_{k+1} — нове значення вектора параметрів налаштування; \mathbf{x}_k — вектор значень параметрів на k -й ітерації; a_k — параметр швидкості навчання.

$$\mathbf{p}_k = -\mathbf{g}_k + \beta_k \mathbf{p}_{k-1}, \quad (4)$$

де β_k — константа, що визначається як

$$\beta_k = \frac{\mathbf{g}_k^T \cdot \mathbf{g}_k}{\mathbf{g}_{k-1}^T \cdot \mathbf{g}_{k-1}}. \quad (5)$$

Діапазон можливих змін вхідних значень і цілей навчальної вибірки для ШНМ вибирався за

допомогою варіації параметрів об'єкта керування в моделі та на основі апріорної інформації про параметри антенної станції.

Оцінка ефективності роботи ШНМ

Для навчання мережі з оцінкою якості регулювання на основі критеріїв мінімізації похибок наведення та супроводу по траєкторії опрацьовувалися такі тестові навчальні траєкторії: ступінчаста з різними амплітудами, лінійно-наростаюча, гармонічна з різними частотами в діапазоні $[-1;1]$. На рис. 4 показані синусоїдальні навчальні послідовності, а на рис. 5 показані графіки швидкостей навчання для різних варіантів ШНМ. Навчання ШНМ проводилося з різним об'ємом навчальних пар (від 100 до 400) та для різної кількості нейронів у рекурентному шарі (12, 15, 17, 19).

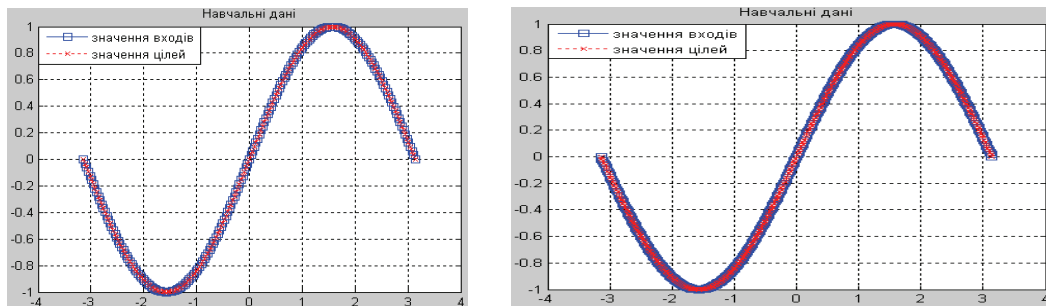


Рис. 4. Формування вхідних значень і цілей для навчання ШНМ: а) 200 значень, б) 400 значень

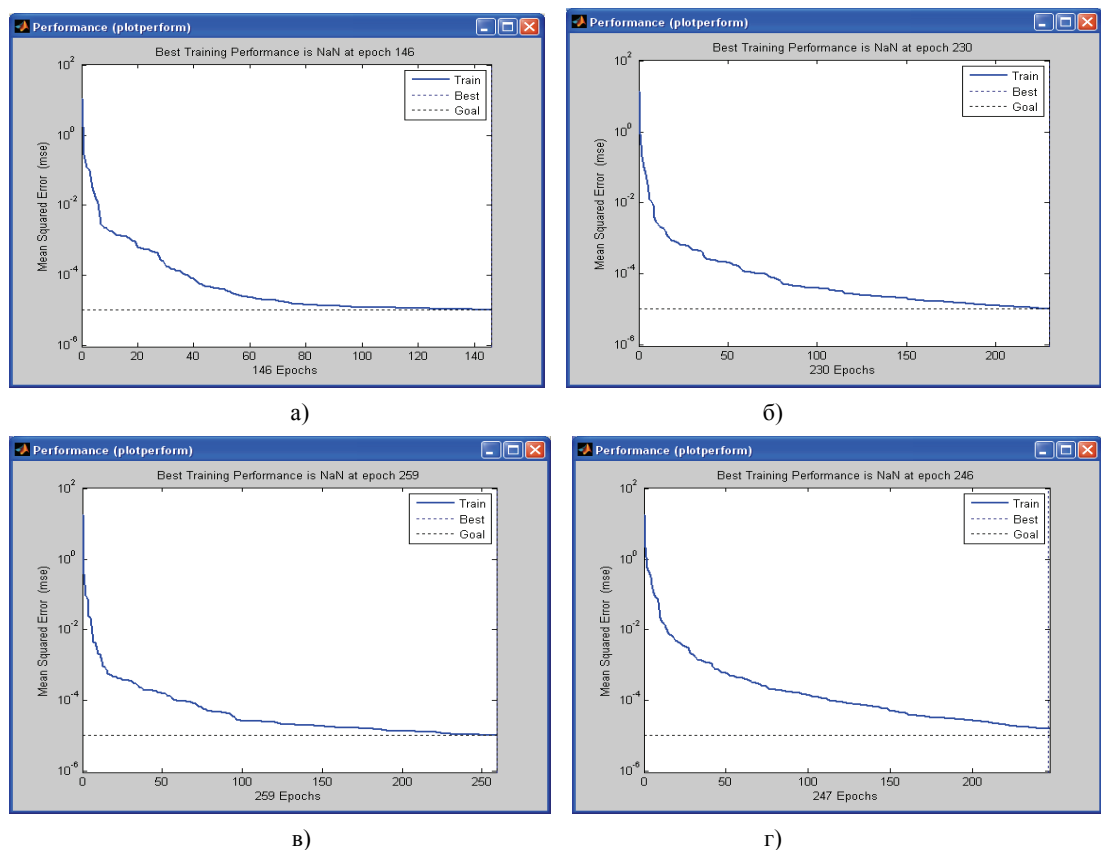


Рис. 5. Швидкість навчання ШНМ Елмана за різної кількості нейронів у рекурентному шарі: а) 17 нейронів; б) 15 нейронів; в) 19 нейронів; г) 12 нейронів

На рис. 6 наведені результати налаштування ШНМ на імпульсну вхідну функцію для різних об'ємів навчальної вибірки.

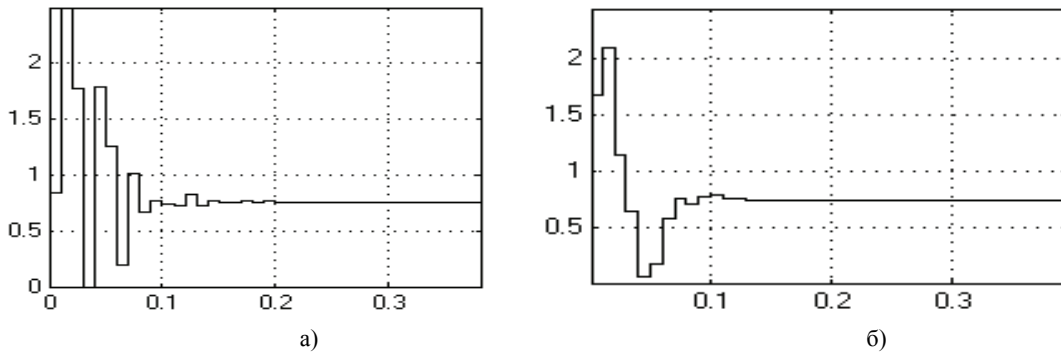


Рис. 6. Тестування ШНМ на імпульсну функцію, амплітуда вхідного сигналу 0,75:

а) навчання ШНМ відбувалося для 200 вхідних значень; б) навчання ШНМ відбувалося для 400 вхідних значень

Графіки на рис. 6 показують, що у випадку імпульсних вхідних сигналів (чи перехідних процесів із малими постійними часу) збільшення об'єму навчальної вибірки забезпечує кращі результати керування з допомогою нейронної мережі. Тому для подальшого моделювання використано ШНМ, яка навчається на вибірці із 400 значень. Щодо питання вибору кількості нейронів у рекурентному шарі, то, як випливає з рис. 5, нейронмережа з малим числом нейронів в рекурентному шарі вимагає більшої кількості епох навчання, або не піддається навчанню (рис. 5г). Оптимальна кількість нейронів для цієї системи керування становить 17. Подальше збільшення числа нейронів веде до збільшення кількості епох навчання, оскільки збільшується кількість зв'язків між нейронами. На рис. 7 показані результати моделювання роботи нейроконтролера при відпрацюванні синусоїдальної тестової траєкторії з випадковим збуренням. На рис. 8 показані результати моделювання нейроконтролера при відпрацюванні стрибкоподібної тестової траєкторії та графік помилок відпрацювання.

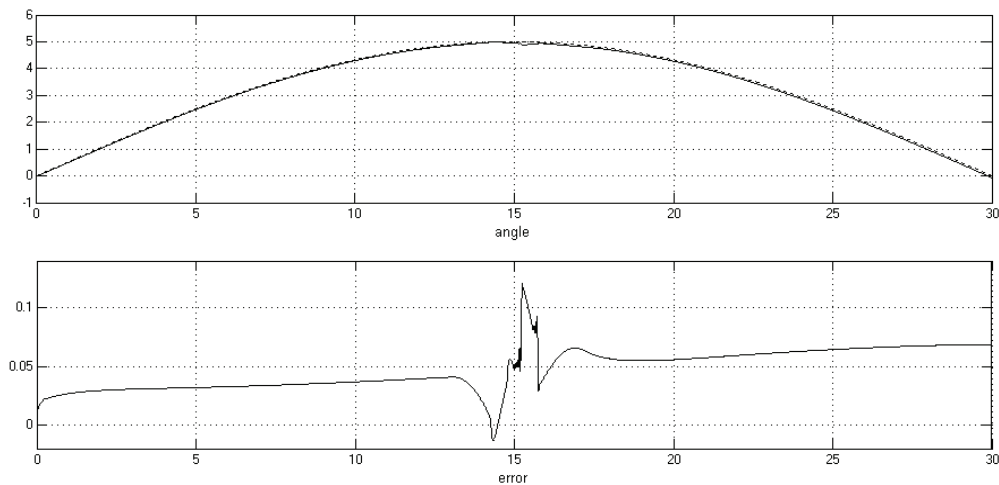


Рис. 7. Відпрацювання нейроконтролером траєкторії зі збуренням та похибка відпрацювання

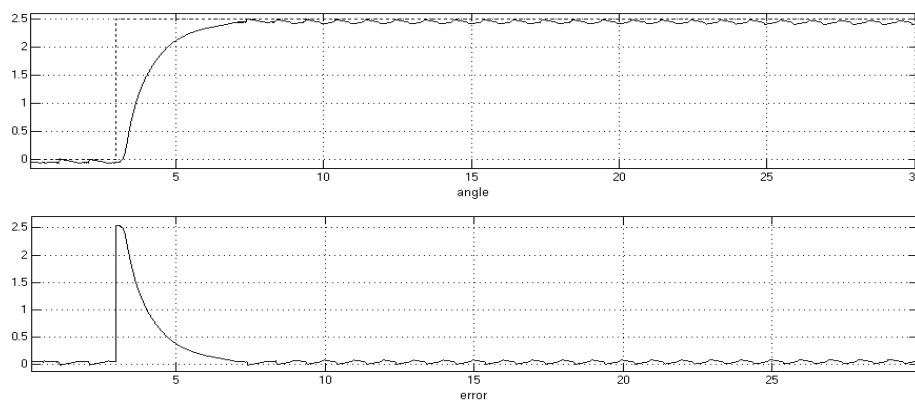


Рис. 8. Відпрацювання нейроконтролером імпульсної траєкторії

Висновки

В роботі виконано синтез нейромережі для контролера системи керування слідкувальними антенними станціями на основі рекурентної ШНМ Елмана. Обґрунтовано вибір архітектури мережі та запропоновано алгоритм її навчання за методом спряжених градієнтів. Досліджено функціональні можливості створеної нейромережевої системи керування шляхом моделювання з використанням програмного пакету MATLAB/Neural Network Toolbox. Досліджено поведінку системи керування з нейроконтролером в режимі відпрацювання заданих вхідних траєкторій зі збуреннями та встановлено, що введення зовнішнього зворотного зв'язку через лінії затримки на вході ШНМ підвищує точність регулювання системи керування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Сигеру Омату Нейроуправление и его приложения. Кн. 2 / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф ; пер. с англ. Н. В. Батина ; под ред. А. И. Галушкина. В. А. Птичкина. — М. : ИПРЖР, 2000. — 272 с. — ISBN 5-93108-006-6.
2. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский. — М. : Финансы и статистика, 2002. — 344 с. — ISBN 5-279-02567-4, 83-7207-187-X.
3. Hagan M. T. Neural Network Design / M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. H. Beale. — Boston, MA : PWS Publishing, 1996. — 730 p. — ISBN 0-534-94332-2.
4. Паламар М. Моделювання схеми векторного керування асинхронного електроприводу антенної системи супроводу низькоорбітальних космічних апаратів / М. Паламар, А. Хом'як // Вісник Тернопільського державного технічного університету ім. І. Пулюя. — 2008. — Т. 1. — С. 135—144.
5. Паламар М. І. Моделювання антенної системи з опорно-поворотним пристроєм на основі платформи Стюрта / М. І. Паламар, Ю. В. Пастернак // Вісник Тернопільського національного технічного університету ім. І. Пулюя. — 2012. — № 1(65) — С. 116—126.
6. Васильев Ф. П. Методы оптимизации / Ф. П. Васильев. — М.: Факториал Пресс, 2002. — 824 с. — ISBN 5-88688-056-9.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних систем управління

Стаття надійшла до редакції 26.11.2012

Рекомендована до друку 08.02.2012

Паламар Михайло Іванович — доцент, **Гнатюк Оксана Богданівна** — старший викладач, **Стрембіцький Михайло Олексійович** — аспірант.

Кафедра приладів та контрольно-вимірювальних систем, Тернопільський національний технічний університет ім. І. Пулюя, Тернопіль