

У статті автор ставить задачу імітації процесу специфікування вимог до програмного продукту. В якості рішення пропонується тренажер визначення вимог; стаття містить короткий опис моделі тренажера. Розроблена модель дає можливість тому, хто працює з тренажером, самостійно вибирати спосіб взаємодії з співробітниками організації-замовника програмного забезпечення і визначати послідовність дій для формування специфікації вимог. Пропонується оцінювати результат студента шляхом аналізу отриманої специфікації вимог і історії роботи студента.

Ключові слова: вимоги до програмного забезпечення; модель визначення вимог; спосіб виявлення вимог.

In the article, the author poses the problem of simulate the process of specifying requirements for software. The requirements definition simulator is proposed as a solution; the article contains a brief description of the simulator model. The developed simulator model enables students to select the method of interaction with employees of the organization-client of software and to determine steps for the formation of the requirements specification. Proposed to estimate the student`s result by analyzing the final requirements specification and the student`s work history.

Keywords: software requirements, requirements definition model, a method for detecting requirements.

УДК 004.77

Є. С. САКАЛО, канд. техн. наук, доц., ХНУРЕ, Харків

АНАЛІЗ ПРОЦЕСІВ РОБОТИ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

Розглянуті існуючі алгоритми управління динамічним об'єктом, об'єднання принципів їх роботи, виявлення їх недоліків та розробка власного алгоритму, котрий частково покриє данні недоліки

Ключові слова: нейронна мережа, нейроконтроллер, перцептрон, нейроемулятор

Вступ. Традиційні методи, що використовувалися для управління динамічними об'єктами, такі як математичне моделювання та модель авторегресії, модель кристалічної сітки, показали позитивні якості, як аналіз явища, що відбувається в заданій полосі частот, але вони часто не дають достатню точність, що необхідна для управління об'єктом. Також вони основані на моделях «чорного ящика», коли змінні та параметри не мають жодного фізичного змісту. Нейроуправління динамічними об'єктами є новим перспективним напрямом, що знаходиться на стику таких різних дисциплін, як автоматичне управління, штучний інтелект, нейрофізіологія. Нейронні мережі мають ряд унікальних властивостей, які роблять їх потужним інструментом для створення систем управління: здатністю до навчання на прикладах і узагальнення даних, адаптуватися до змін властивостей об'єкта управління та зовнішнього середовища, придатністю для синтезу нелінійних регуляторів, високої стійкістю до пошкоджень своїх елементів завдяки паралелізму нейромережової архітектури. Нейронні мережі дозволяють реалізувати будь-який необхідний для процесу нелінійний алгоритм управління при неповному, неточному описі об'єкта управління[1-2].

Системи управління повинні бути простими у використанні та для розуміння, та мати такі властивості, як навчання, гнучкість, нелінійність та стійкість. Саме такі умови являються основними для розробки програмної системи, що дозволить управляти динамічними об'єктом у реальному часі. Нейронні мережі показали свої властивості під час експериментів у розпізнаванні образів, так як мають можливість навчатися у відношенні «вхід-вихід», що дозволяє представити більш прості

© Є. С. САКАЛО, 2013

рішення для складних задач управління. Та більш того нейронні мережі за своєю природою є нелінійними системами, які можна використовувати для вирішення задач управління, що мають нелінійні характеристики.

Механізми створення алгоритму. Системи управління об'єктами повинні з наявних фактів і знань зробити висновки не тільки з використанням дедукції, а й за допомогою аналогії, індукції та т.д. Крім того, інтелектуальні системи повинні бути здатні до самооцінки - володіти рефлексією, тобто засобами для оцінки результатів власної роботи. За допомогою підсистем пояснення система може відповісти на питання, чому отриманий той чи інший результат. Нарешті, система управління об'єктом повинна вміти узагальнювати, розуміючи схожість між наявними фактами.

З урахуванням всіх недоліків існуючих методів, постає гостра задача пошуку алгоритму, який мав би досить високу швидкодію, і в той же час давав хороші результати роботи, не використовуючи величезну кількість ресурсів.

Головна проблема при розробці системи для управління полягає у відсутності початкових знань про математичну модель об'єкта управління, будь то диференціальне рівняння або щільності ймовірностей випадкових зовнішніх впливів. Об'єкт – це «чорний ящик», що піддається невідомим випадковим впливам, доступні лише його входи і виходи. Мета системи управління полягає в тому, щоб вже в процесі функціонування визначити закон регулювання, що забезпечує оптимальне поведінка об'єкта.

Задачею роботи являється проаналізувати різні типи, методи штучних нейронних мереж та розробити алгоритм, що дозволяє за рахунок розпаралелювання обчислень суттєво прискорити вирішення типових обчислювальних задач, що виникають при управлінні, а також надати системам деякі корисні для автономної діяльності, що властиві штучному інтелекту, такі як розпізнавання ситуації в просторі, здатність до навчання і прогнозу подій, формувати асоціативної пам'яті та ін. Елементи простору ознак формуються з показань сенсорів. Обробка цих показань також є типовою задачею для структур нейроуправління, здатних паралельно обробляти інформацію і здійснювати управління об'єкту.

У роботі був використаний метод рекурентних штучних нейронних систем для розробки системи управління. Поведінка рекурентних нейромереж віддзеркалює набуті при навчанні стереотипи, що робить їх близькими до цілеспрямованих адаптивних динамічних систем, запрограмованих на досягнення заздалегідь визначених цілей. Але на відміну від останніх програмування поведінки рекурентних нейромереж здійснюється шляхом навчання на прикладах, що не потребує формального визначення цілей [2-4]. Вони здатні ефективно діяти в умовах невизначеності, зокрема, вирішувати задачі адаптивного керування поведінкою складних систем у нестационарному оточенні, приймати оперативні рішення в системах ситуаційного управління.

Аналіз розробленого алгоритму системи. Для вирішення завдання управління за допомогою нейроконтролера необхідно надати мережі приклад оптимального управління (яке в ряді випадків невідомо) або знак похідної від якості управління по керуючому сигналу для корекції поточного виходу мережі (навчання з підкріпленням). Так була отримана модель набагато складніше, тому вирішено розглядати другий варіант.

Застосування нейронної мережі для управління деяким об'єктом вимагає її навчання на прикладах успішного керування таким об'єктом. Однак у багатьох

практично важливих випадках такі приклади відсутні, зокрема, при адаптивному управлінні об'єктами, коли навчання має проводитися в режимі реального часу[5]. У таких випадках для навчання нейронної мережі доводиться використовувати поточні дані, одержувані шляхом порівняння траєкторії спостережуваного поведінки об'єкта із заданою цільовою траєкторією.

Найбільш правильне використання нейронної мережі в управлінні - це підстроювання параметрів системи управління в залежності від зміни зовнішніх умов або об'єкта управління. Наприклад, нехай об'єкт управління змінює свої властивості від зовнішніх впливів. Це може бути транспортний робот, який в залежності від ваги вантажу має різні динамічні характеристики. При великому навантаженні робот більш інертний. Неможливо розрахувати параметри регулятора для всіх можливих навантажень. При цьому якість регулювання при кожному навантаженні можна забезпечити тільки при певних параметрах регулятора.

На рис. 1 та 2 наведена схема системи управління з нейронної мережею в контурі управління.

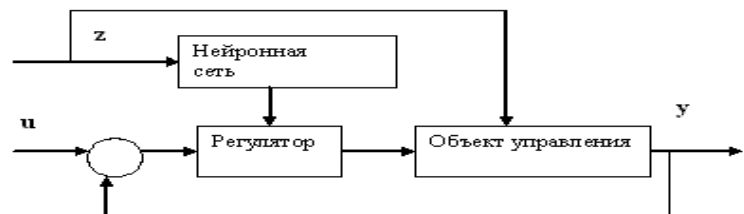


Рис. 1 - Нейронна мережа для налаштування параметрів регулятора прямого контуру управління

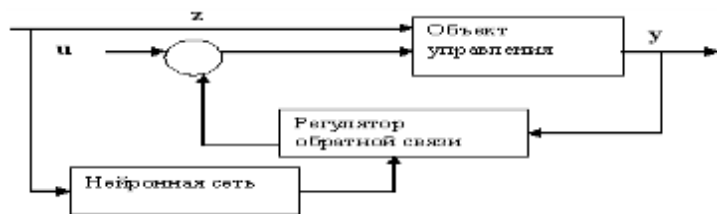


Рис. 2 - Нейронна мережа для налаштування регулятора зворотнього зв'язку

Запропонований метод контрольованого управління полягає в тому, щоб послідовно відхиляючи значення управління в різні боки, порівнювати отримані реакції об'єкта, і, залежно від того, яке з відхилень більше відповідає переходу в цільовий стан, генерувати сигнал помилки для навчання нейронної мережі.

В системах нейроуправління зазвичай використовуються рекурентні нейронні мережі, що навчають за методом зворотного поширення помилки в часі. Однак метод рекурентного навчання в реальному часі.

Схема нейроуправління запропонованим методом представлена на рис. 3.

Якщо відомі оптимальні значення параметрів для

різних зовнішніх впливів, точніше, для різних характеристик об'єкта управління, то нейронна мережа в процесі управління може використовуватися для настройки параметрів регуляторів. При цьому розрахунки оптимальних значень параметрів для різних зовнішніх впливів можуть використовуватися при навчанні нейронної мережі. В даному випадку нейронна мережа налаштовує параметри регуляторів

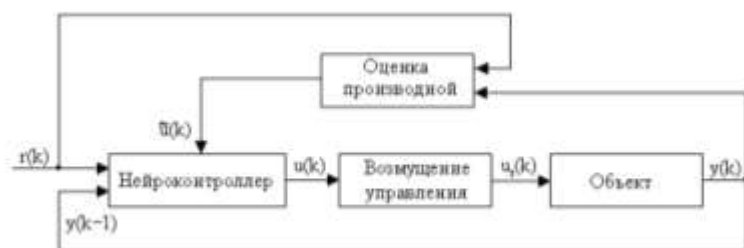


Рис. 3 – Загальна схема нейроуправління за методом контролюємого збурення

для непроаналізованих раніше зовнішніх впливів.

Суть методу полягає в наступному: нехай $\varepsilon(k) = X_0$ – положення керованого об'єкта в k -й момент часу. Розглядається випадок дискретного часу, де кожен часовий крок набагато менше характерного часу зміни динаміки об'єкта. На наступному часовому кроці управління $U_1 = U(k) - h$, де $U(k)$ - поточне управління, h - вектор з однією ненульовою компонентою (по якій береться похідна), величина якої досить мала. Отримане становище позначається як X_1 . На наступному часовому кроці управління буде виглядати як $U_2 = U(k) + h$ і отримане становище як X_2 .

Щоб визначити, яке з цих управлінь більше відповідає досягненню цільового положення, знаходжу оцінку положення X_1' , в якому б опинився об'єкт, якщо в положенні X_0 до нього було докладено управління U_2 замість U_1 :

$$X_1' = X_0 + (X_2 - X_1) + (X_0' - X_1')dt \quad (1)$$

Тут другий доданок представляє фактичне зміщення системи при застосуванні другого управління, а останній член враховує зміну швидкості об'єкта.

Похідна від положення по одній компоненті управління може бути знайдена як:

$$\frac{\partial \varepsilon(k)}{\partial u_i} \approx \frac{X_1' - X_1}{2|h|} = \frac{X_0 + X_2 - 2X_1 + (X_0' - X_1')dt}{2|h|}, \quad (2)$$

де індекс i відповідає номеру ненульовий компоненти вектора h , по якій береться приватна похідна в даний момент.

Для навчання нейронної мережі слід виконати наступні дії:

1) На вхід нейронної мережі подати значення поточного стану об'єкта $\varepsilon(k)$ (координати, швидкість). Відповіддю мережі є управління $U(k)$.

2) До керованого об'єкту послідовно застосовувати управління $U(k) + h$ і $U(k) - h$ з запам'ятовуванням станів X_0 , X_1 і X_2 . Номер ненульовий компоненти h фіксується в рамках одного циклу навчання. На кожному наступному циклі він може змінюватися, послідовно пробігаючи всі значення.

3) Використовуючи формулу (2), обчислити похідну $\frac{\partial \varepsilon(k)}{\partial u_i}$.

4) Виконати один крок навчання нейронної мережі, входом якої служить поточне

стан об'єкта $\varepsilon(k)$, а цільовим – вектор:

$$\tilde{U}(k) = U(k) + \alpha \cdot \text{sign}\left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial u_i}\right) \cdot \text{sign}[r(k) - \varepsilon(k)] \quad (3)$$

що був отриманий з $U(k)$ зміною i -й компоненти на малу величину α в сторону найбільшого наближення положення об'єкта $\varepsilon(k)$ до цільового положенню $r(k)$.

Величина h вибирається досить малою, щоб нелінійність керованого об'єкта слабо виявлялася на різниці між управліннями $U(k) + h$ і $U(k) - h$, проте ця різниця повинна бути достатньою, щоб ефект управління істотно перевищував рівень флуктуацій, викликаних шумом. Описаний процес являє собою повний цикл навчання нейронної мережі. Повторивши його достатню кількість разів, можна навчити мережу підтримувати задане положення керованого об'єкта.

В системах нейроуправління зазвичай використовуються рекурентні нейронні мережі, що навчають за методом зворотного поширення помилки в часі. Однак метод рекурентного навчання в реальному часі (RTRL, real-time recurrent learning) дає приблизно такі ж результати при меншій обчислювальній складності. Тому для реалізації методу контрольованого обурення був використаний рекурентний перцептрон, до якого застосовувався метод навчання RTRL.

Висновки. В статті були розглянуті механізми нейроуправління динамічними об'єктами, реалізований нелінійний алгоритм управління при неповному, неточному описі об'єкта управління (або навіть при відсутності опису), створена м'яка адаптація, що забезпечує стійкість системі при нестабільності параметрів. Також був створений новий метод на основі нейронних рекурентних мереж за використання малих збурень управління. Метод не вимагає апріорної інформації про об'єкт керування і може використовуватись для адаптивного керування об'єктами різної природи. Експерименти з використанням запропонованого методу для навчання рекурентних нейромереж у системах керування різними об'єктами демонструють переваги такого нейрокерування над стандартним PID-керуванням.

Список літератури: 1. *Омату, С.* Нейроуправление и его приложения, пер. с англ. // М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с. 2. *Різник, А. М.* Динамічні рекурентні нейронні мережі // Математичні Машини і Системи, 2009, №2, с.3-26. 3. *Стюарт, Р.* Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд.: Пер. с англ.— М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 548 с. 4. *Архангельский В. И., Богаенко И. Н., Грабовский Г.Г., Рюмишин Н. А.* Нейронные сети в системах автоматизации // К.: Техника, 1999. – 234 с. 5. *Редько В. Г., Прохоров Д. В.* Нейросетевые адаптивные критики // VI Всероссийская научно-техническая конференция “Нейроинформатика-2004”. Сборник научных трудов. Часть 2. М.: МИФИ, 2004. –С. 77 – 84.

Надійшла до редколегії 10.05.2013

УДК 004.77

Аналіз процесів роботи динамічних об'єктів/ Сакало Є. С. // Вісник НТУ «ХП». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХП», – 2013. - № 38 (1011). – С.61-65. – Бібліогр.: 5 назв.

Рассмотрены существующие алгоритмы управления динамическим объектом, объединение принципов их работы, определение их недостатков и разработка собственного алгоритма, который частично покрывает данные недостатки.

Ключевые слова: нейронная сеть, нейроконтроллер, перцептрон, нейроэмулятор

Research mechanisms of the objective is to study existing algorithms for management of dynamic objects, combine the principles of their work, identify their weaknesses and develop own algorithm, which partially cover the data deficiencies.

Keywords: neural networks, neural controller, perceptron, neural emulator

УДК 005.8

О. В. ШАТОХА, аспірантка, НМетАУ, Днепропетровск

ИНСТРУМЕНТ КРІ И МЕТОДОЛОГИЯ AGILE: СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ В УПРАВЛЕНИИ ПРОЕКТАМИ

В управлении проектами в современной бизнес-среде необходимо уделять большое внимание эффективности работы команды. Анализируя используемые в современной практике бизнес-планирования инструменты и методологии автор рассматривает КРІ как эффективный инструмент отслеживания результативности работы команды и Agile как подход к управлению проектами, который является гибким и ориентированным на комфортность условий работы. Библиогр.: 8. назв.

Ключевые слова: Agile, КРІ, ключевые показатели эффективности, команда проекта, персонал проекта, эффективность команды.

Введение. В данной работе рассматриваются проблемы сферы управления проектами и программами, в частности управление командой проекта.

© О. В. ШАТОХА, 2013