

УДК 004.531.7

О.В. Кочеткова, к.т.н.

МЕТОДИКА ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ В СИСТЕМАХ ЗАХИСТУ

Національний авіаційний університет

Розроблена система управління з використанням штучних нейронних мереж, побудованих за принципами самонавчання комп'ютерних програм, яка дозволяє підвищити точність вимірювання механічних величин в умовах дії дестабілізуючих факторів.

Вступ

В умовах розвитку інформаційних технологій з різким підвищенням об'єму оброблюваної інформації, необхідної для прийняття тактичних, оперативних та стратегічних рішень управлінського характеру пов'язані проблеми автоматизації підприємств. Передавання інформації стало фундаментальною частиною обробки інформації, а захист інформації в сучасних умовах стає все більш складною проблемою, що обумовлюється масовим розповсюдженням засобів електронно-обчислювальної техніки та розширенням можливостей несанкціонованих дій над інформацією, які можуть призвести до небажаних втрат і тимчасової недоступності до важливої інформації [1].

Дослідження організаційних рішень і якості функціонування систем захисту інформації (СЗІ), систем підтримки прийняття рішень в системах захисту інформації і систем управління СЗІ вимагає використання різноманітних моделей, що дозволяють отримати значення вихідних параметрів з необхідною точністю і ступенем деталізації.

На даний час однією із перспективних інтелектуальних технологій, що дозволяє створювати високоякісні системи керування СЗІ є нечітке керування основане на нечіткій логіці. Серед основних причин розповсюдження нечіткого керування виділяють малу чутливість до змін параметрів об'єкту керування, синтез систем керування з нечіткою логікою при використанні сучасних засобів апаратної і програмної підтримки простіше традиційних.

Суттєвий розвиток в останні роки отримали методи настроювання систем нечіткого виводу, розроблено апарат нечітких нейронних мереж (НМ). Нечіткі НМ представляють собою гібрид між нечіткими системами і нейронними мережами. Для нечітких НМ запропоновано велику кількість алгоритмів навчання від аналога методу зворотного розповсюдження похибки до генетичних алгоритмів[2,3]. Особливо ефективно нечіткі системи керування використовуються там, де об'єкт керування достатньо складний для його точного опису та існує дефіцит апріорної інформації про поведінку системи.

Постановка задачі

Необхідно розробити адаптивну систему керування з використанням інформаційних технологій, що дозволяє визначати статичну, кінетичну і динамічну реакції на зовнішні впливи, з високою точністю та швидкістю проводити вимірювання механічних величин.

Розв'язання задачі

Нечіткі системи керування мають базу знань і елементи штучного інтелекту та можуть бути реалізовані спеціальними нечіткими контролерами, в яких нечіткі виводи виконуються шляхом обчислення характеристичних значень вихідної лінгвістичної змінної через характеристичні значення вхідних лінгвістичних змінних за логічними формулами, що використовують логічні операції „І” та „АБО”. В [4] описано програмний інструментарій для формування робасних баз знань для управління складними об'єктами в умовах невизначеності про зовнішні збурення, на основі технологій м'яких обчислень і стохастичного моделювання. Робасність законів керування досягається за рахунок введення векторного критерію придатності генетичного алгоритму.

Запропоновані в [2] методи і технології проектування інтелектуальних систем керування дозволяють формувати оптимальну систему із максимальним рівнем надійності і придатності до керування складним об'єктом в умовах невизначеності вихідної інформації, скоротити до мінімуму кількість датчиків збирання інформації як в контурі керування, так і у вимірювальній системі без втрати точності і якості керування. Сформовані системою моделювання бази знань виробляють робасні закони керування коефіцієнтами підсилення традиційних регуляторів для широкого діапазону зовнішніх збурень і нечутливі до випадкових змін структури об'єкту керування.

Дослідження, що проводяться в області використання теорії нечітких множин в додатках до робототехніки концентруються головним чином в трьох напрямленнях: розпізнавання зображень; інтелектуальне управління приводами; інтелектуальне управління рухом мобільних роботів в середовищі з перешкодами. Практичне використання методів і технологій нечітких обчислень для створення систем інтелектуального управління складними динамічними об'єктами орієнтоване на використання спеціалізованих апаратних засобів.

При відносно невисокій складності об'єкта керування і наявності відносно повної інформації про нього добре зарекомендували себе традиційні методи. НМ системи керування доцільно використовувати при відсутності інформації або високій складності об'єкта керування. Проміжне положення між даними технологіями займають нечіткі системи керування. НМ виступає при цьому в ролі класифікатора, а здатність мережі навчатися чи адаптуватися до нових умов постановки задачі зберігаючи при цьому свою архітектуру і алгоритм функціонування дозволяє використовувати одну модель в різноманітних задачах. Так як нейрони, що входять в одну групу, мають однакові матриці вагових коефіцієнтів, то всю групу можна представити у вигляді одного нейрона, а шар у вигляді одношарової НМ, в якій кожний нейрон відповідає одній із груп. Для навчання такої мережі використовується алгоритм кластеризації, де кожний кластер відповідає одному нейрону [5]. Після навчання така мережа використовується як прототип для побудови шуканого шару в багатошаровій мережі, де кількість нейронів в прототипі буде відповідати кількості груп, а вагові коефіцієнти нейронів прототипу – ваговим коефіцієнтам у нейронів із відповідних груп. Для керування першими інтегрованими роботами в основному використовувались евристики і методи основані на символічних знаннях, в подальшому стали використовуватися і методи, що основані на нейронних мережах.

Розвиток штучного інтелекту призвів до переходу від створення ізольованих евристичних і інтелектуальних програм до розробки систем здатних вирішувати інтелектуальні задачі при активній взаємодії з середовищем, що привело до створення інтелектуальних роботів, в яких зведені в єдиний комплекс інтелектуальні засоби прийняття рішень та сенсорні системи [6,7].

Теорія адаптивного і оптимального керування, сучасна і класична теорії керування в значній мірі базувалися на ідеї лінеаризації систем, для практичного використання якої необхідна розробка математичних моделей, але математичне моделювання, що реалізується на основі передбачення про лінійність системи, може не відобразити її дійсних фізичних властивостей. Практично прийнятними можуть бути тільки моделі з низькою чутливістю по параметрам, забезпечити це для нелінійних систем достатньо складно [8].

Нейромережева система керування СЗІ є складною нелінійною динамічною системою. Для аналізу та синтезу такої системи можна використовувати різні методи редукції динамічних систем, до яких відноситься і метод розподілу рухів, методика використання якого для синтезу нейромережевих систем управління включає наступні етапи:

1. Конструюються функції виходу Ψ об'єкту управління, що гарантують стійкість і грубість системи до збурюючих впливів.

2. Здійснюється вибір функції узагальненої похибки $\sigma(\psi)$ та перевіряється умова, відповідно до якої, функція $\sigma(x, w) = \sigma(x, q^{(k)}(w))$ безперервно диференціюється для $\forall x = X, q^{(k)} \in U$, при цьому

$$\frac{\partial \sigma}{\partial q^{(k)}} = \text{diag} \left[\frac{\partial \sigma_j}{\partial q_j^{(k)}} \right], \quad \frac{\partial \sigma_j}{\partial q_j^{(k)}} > 0, \quad j = \overline{1, m}.$$

3. Задаються початкові значення вагових коефіцієнтів $w(0)$ та коефіцієнту навчання мережі γ .

Динаміка нейромережевої системи управління, що включає в себе як рівняння об'єкту управління, так і рівняння регулятора, який реалізується багатошаровою НМ, визначається рівнянням [8]

$$\dot{x} = f(x, w, t), \quad (1)$$

де x – вектор станів; w – вектор параметрів, що настроюються, $f(\cdot)$ – векторне поле.

Рівняння адаптації задамо у вигляді [8]

$$\dot{w} = -\gamma \nabla_w Q(x, w, t), \quad \gamma > 0, \quad (2)$$

де γ – крок навчання мережі, $Q(\cdot)$ – функціонал навчання мережі.

Мета управління полягає в переводі точки траєкторії в просторі станів адаптивної системи управління $\{\delta, w\}$ на задану багатомірність $\nabla_w Q(x, w, t) = 0$. Введемо позначення $\mu = \gamma^{-1}$, тоді сумісна система (1),(2), що поєднує рівняння контуру адаптації та об'єкту управління і задає динаміку адаптивної системи управління, прийме вигляд

$$\dot{x} = f(x, w, t); \quad \mu \dot{w} = -\nabla_w Q(x, w, t). \quad (3)$$

При малому μ ($\gamma \gg 0$) в системі (2) виникає ефект розподілу рухів, тому що швидкість настройки вагових коефіцієнтів w в цій системі більше швидкості власних рухів, тому в НМ системі можна виділити групу швидких рухів, тобто навчання багатопарової НМ, та повільних рухів об'єкту керування.

Рівняння (3) задають зміни вагових коефіцієнтів НМ (контур адаптації) та визначають рівняння автономного алгоритму навчання нейромережі.

Загальним принципом, що використовується в більшості прикладних задач, що зв'язані з навчанням НМ, є мінімізація функції помилок методом градієнтного спуску.

Алгоритми навчання рекурентних НМ, динамічно реагуючих на вхідну інформацію, і особливо алгоритми навчання в реальному часі, до останнього часу залишалися недостатньо ефективними із-за повільності реалізації і можливої їх численної нестійкості. В якості шляху удосконалення таких алгоритмів використовується метод Калмана, який зіграв важливу роль в прикладній теорії керування і деяких технічних роботах.

Процес навчання мережі здійснюється в результаті мінімізації помилки виходу мережі:

$$E(w) = \sum_k (y^k - \bar{y}^k)^2,$$

де y^k, \bar{y}^k – реальні та бажані вихідні стани нейронної мережі при подачі на її входи \bar{x}^k – елементу навчаючої послідовності $L = \{\bar{x}^k, \bar{y}^k\}_{k=1}^{N_L}$.

Задача мінімізації помилки при визначенні значень синоптичних ваг багатопарової нейронної мережі, побудованої на нечітких нейронах, здійснюється градієнтним методом.

Найбільш ефективним для нечітких продукційних систем є комплексування мереж нечіткими нейронами в поєднанні з елементами нечіткого комп'ютера, що підтримують обчислювальні схеми нечіткого логічного виводу.

Після навчання мережа досягає стану, що відповідає мінімальній сумарній похибці, яка для деяких задач складає 2-3%, для інших може доходити до 10-15%, а також ряд задач взагалі може не піддаватися розв'язанню на НМ.

В [8,9] представлено чотири класи задач для розв'язання яких використовуються НМ: розпізнавання і класифікація чи кластеризація; обробка зображень; системи ідентифікації і керування; обробка сигналів (апроксимація функцій для рішення інженерних і наукових задач моделювання).

Сенсорна система функціонує разом із засобами візуалізації (телевізійні камери, прилади магнітного, інфрачервоного, рентгенівського випромінювання) та призначена для отримання інформації про зовнішнє середовище і місцезнаходження вимірювального датчика. Оброблені підсистемою формування образів сигнали надходять в базу даних і відповідно в підсистему планування рухів.

Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень СЗІ включає в себе наступні блоки:

- базу знань (БЗ), що містить правила і моделі управління і прийняття рішень;
- блок пошуку рішень та вироблення управляючих впливів на вимірювальний робот;
- блок моделювання, основним призначенням якого є візуалізація рішень та поповнення БЗ моделями управління і прийняття рішень;
- блок планування маршруту обходу та координат точок вимірювання;
- блок адаптації;
- блок управління зміною моделей управління і прийняття рішень;
- блок діагностики; блок навчання, для побудови нечітких моделей на основі нечіткої нейронної мережі;

– інформаційно-логічний блок, що використовується для визначення структури об'єкту управління, відомостей про режими функціонування та ін.

Використання рекурентної НМ, що моделює простір станів і зовнішній керуючий вплив на об'єкт, що контролюється, дозволяє емолювати систему вимірювань і після навчання мережі виконувати вимірювання параметрів складного об'єкту класу нелінійних динамічних систем в умовах недоліку апріорних знань про об'єкт вимірювання та неможливості отримати адекватну модель об'єкту.

В [10] запропоновано метод аналізу складних динамічних систем, який базується на декомпозиції математичних моделей систем та побудові процедури розв'язання в НМ базисі. Динамічну модель подано у формі системи звичайних диференціальних рівнянь стану з малими параметрами при похідних. Показано, що використання НМ базису дає можливість будувати ефективну процедуру чисельного аналізу для даного класу задач і суттєво скоротити час обчислень.

Технології НМ використовуються для сервокерування рухом роботів і маніпуляторів, що дозволяє зменшити структурну і параметричну невизначеність та деструктивні порушення за рахунок використання потужних навчаючих можливостей НМ.

Висновок

Запропонована адаптивна система керування СЗІ дозволяє функціонувати в умовах невизначеності та забезпечує високий рівень прогнозування, достовірності та стійкості результатів, а також суттєво прискорювати процес накопичення нових знань про об'єкти дослідження.

Управління на основі багатосарової НМ, наряду з експертними адаптивними регуляторами і системами з асоціативною пам'яттю, відносяться до інтелектуальних технологій керування і обробки інформації. Багатосарова НМ представляє собою однорідне обчислювальне середовище для реалізації різноманітних задач керування з адаптацією не тільки на параметричному, але і на алгоритмічному та на структурному рівнях еволюції процесів керування. Існуючі мікропроцесорні засоби можуть реалізовувати функції нейроконтролерів при постановці на них відповідного програмного забезпечення. Але більш перспективним потрібно вважати використання нейрочипів, архітектура яких орієнтована на виконання нейромережевих операцій, на заміну стандартних мікропроцесорних контролерів.

Література

1. Молчанов А.А. Моделирование и проектирование сложных систем. – К.: Вища школа, 1998. – 358 с.
2. Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П., Васильев А.А., Хромов А.А. Особенности нечетких преобразований в задачах обработки информации и управления. Ч.1. // Информационные технологии. – 1999. – №10. – С. 21-26.
3. Усков А.А. Принципы построения систем управления с нечеткой логикой // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2004. – №6. – С. 7-13.
4. Кураваки И, Лигвинцева Л.В., Панфилов С.А., Ризотто Г.Г., Такахаша К., Ульянов И.С., Хагивара Т., Язенин А.В. Построение робастных баз знаний нечетких регуляторов для интеллектуального управления существенно нелинейными динамическими системами. I. Применение технологии мягких вычислений // Известия академии наук. Теория и системы управления. – 2004. – №4. – С. 127-145.
5. Ваткин М.Е., Дудкин А.А. Нечеткая нейронная сеть для классификации объектов на полутоновых изображениях // Искусственный интеллект. – 2005. – №3. – С.272-281.
6. Станкевич Л.А. Интеллектуальные роботы и системы управления // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2005. – №8-9. – С. 54-66.
7. Васильев В.И., Пантелеев С.В. Нейроуправление – новый раздел теории управления сложными системами // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2005. – №5. – С. 33-45.
8. Хайкин, Саймон Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ.. – М.: Издательский дом „Вильямс”, 2006. – 1104 с.
9. Гордиенко Е.к., Лукьяница А.А. Искусственные нейронные сети: Ч. 1. Основне определения и модели // Изв. РАН. Сер.: Техническая кибернетика. – 1994. – №5. – С. 79-92.
10. Дулесов А.С. Возможности применения нейронных сетей в задачах прогнозирования и соблюдения принципа согласованности полученных результатов // Радиоелектроника, информатика, управління. – 2001. – №1. – С. 76-78.