

радиодоступа / М.Е. Ильченко, С.А. Кравчук // Проблемы управления и информатики. – 2006. – № 1–2. – С. 285–293.

5. Волков Л.Н. Системы цифровой радиосвязи: базовые методы и характеристики : [учебное пособие] / Л. Н. Волков, М.С. Немировский, Ю.С. Шинаков. – М. : Эко-Трендз, 2005. – 392 с.

6. Помехоустойчивость и эффективность систем передачи информации / [Зюко А. Г., Фалько А. И., Панфилов И. П. и др.]; под ред. А. Г. Зюко. – М. : Радио и связь, 1985. – 272 с.

7. Банкет В. Л. Цифровые методы в спутниковой связи / В. Л. Банкет, В. М. Дорофеев. – М. : Радио и связь, 1988. – 240 с.

8. Зяблов В. В. Высокоскоростная передача сообщений в реальных каналах / В. В. Зяблов, Д. Л. Коробков, С. Л. Портной. – М. : Радио и связь, 1991. – 288 с.

9. Григорьев В. А. Передача сигналов в зарубежных информационно-технических системах / В. А. Григорьев. – СПб : ВАС, 1998. – 440 с.

10. Модульовані сигнали : навч. посібник / [Бабич В. Д., Кувшинов О. В., Лівенцев С. П., Лежнюк О. П.]. – К. : КВІУЗ, 2001. – 185 с.

11. Теорія електров'язку : [підручник] : у 2 т. Т. 1: Основи теорії сигналів та інформації / [О. В. Корнейко, О. В. Кувшинов, О. П. Лежнюк, С. П. Лівенцев]; під ред. С. П. Лівенцева. – К. : НВФ „Славутич-Дельфін”, 2006. – 347 с.

12. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике / К. Шеннон; [пер. с англ. / под ред. Н. А. Железнова]. – М. : ИЛ, 1963. – 829 с.

13. Скляр Б. Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение / Б. Скляр. – [2-е изд.]. – М. : Вильямс, 2003. – 1104 с.

14. Голдсмит А. Беспроводные коммуникации / А. Голдсмит. – М. : Техносфера, 2011. – 904 с.

15. Прокис Дж. Цифровая связь / Дж. Прокис; [пер. с англ. / под ред. Д. Д. Кловского]. – М. : Радио и связь, 2000. – 432 с.

Надійшла 13.11.2012 р.

Рецензент: д.т.н. Шинкарук О.М.

УДК 681.3 (031)

С.А. ШВОРОВ

Національний Університет біоресурсів і природокористування України

МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ В РОБОТИЗОВАНИХ СИСТЕМАХ СПЕЦІАЛЬНОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

Розглядається метод розпізнавання образів на основі використання нейромережових структур. Обґрунтовано можливість його використання в роботизованих системах спеціального призначення.

Ключеві слова: образ, нейронна мережа, перенавчання, роботизована система.

The method of pattern recognition using neural network structures. To justify its use in special applications.

Keywords: image, neural network retraining robotic system.

Вступ. Одним із перспективних напрямків сучасної робототехніки є створення наземних мобільних роботів (МР), призначених для виконання широкого кола робіт, пов'язаних з пошуком (знаходженням), збором, завантаженням, перевезенням та переробкою матеріалів. До складу подібних роботів входить система розпізнавання образів, маніпуляційна система для виконання технологічних операцій, транспортна система, яка призначена для доставки маніпуляційного обладнання до місця проведення технологічних операцій, а також система управління МР, що забезпечує управління їх виконавчими вузлами [1– 2]. Впровадження сучасних засобів автоматизації та робототехніки в усі галузі відноситься до перспективних інноваційних проектів і пов'язане з капітальними вкладками як на придбання техніки, так і на розробку проектів та виконання підготовчих робіт. Тому доцільності впровадження робототехнічних систем спеціального призначення має передувати всебічне обґрунтування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій показує, що існуючим засобам розпізнавання образів властиві наступні основні недоліки: низький рівень точності розпізнавання в умовах динамічної невизначеності, значні капітальні та експлуатаційні витрати на створення та застосування обладнання [1]. Одним із напрямків усунення зазначених недоліків є широке застосування нейронних мереж. Однак у зв'язку з великими обсягами початкових даних і відсутністю ефективних інженерних методик вирішення даної задачі виникає необхідність у проведенні цілеспрямованих досліджень у цьому напрямку.

Мета досліджень. Розробка методу розпізнавання образів в роботизованих системах спеціального призначення.

Виклад основного матеріалу дослідження. Визначення оптимальних маршрутів пересування МР полягає у вирішенні задачі синтезу компромісно-оптимальних траєкторій руху мобільних роботів з розпізнаванням перешкод в конфліктному середовищі.

Під конфліктним середовищем розуміється сукупність різноманітних предметів (рухомих та

нерухомих), розташованих у зоні пошуку, наближення мобільного робота до яких небажано. Предмети, що складають конфліктне середовище, будемо називати конфліктуючими. Як правило, конфліктне середовище складається з конфліктуючих предметів (перешкод), наявність яких у зоні пошуку оптимальної траєкторії зумовлена процесами, не зв'язаними з проходженням через цю зону МР. Конфліктуючі предмети даного класу будемо називати пасивними. Однак інколи при розв'язанні деяких специфічних задач синтезу компромісно-оптимальних траєкторій доводиться мати справу з конфліктуючими іншими мобільними роботами, що також знаходяться та рухаються в зоні пошуку для просування МР до кінцевої цільової точки. Конфліктуючі предмети цього класу будемо називати активними.

Таким чином, для правильного розв'язання задачі синтезу компромісно-оптимальних маршрутів пересування роботів, що рухаються в конфліктному середовищі, необхідно щоб методика розрахунку цих маршрутів дозволяла враховувати вид перешкод, та на підставі його властивостей, кількісно оцінити вплив конфліктного середовища на траєкторію пересування мобільного робота.

Розпізнавання перешкод включає в себе ряд кроків: сприйняття образу (технічне вимірювання), попереднє опрацювання отриманого сигналу (фільтрація), виділення потрібних характеристик (індексація), класифікація перешкоди та прийняття рішення.

На першому кроці для сприйняття образу можна використати сприймаючий елемент, наприклад HiTechnic. Він може працювати у трьох режимах: відрізнити шість кольорів, чи розподілити сприйнятий колір на три кольори режиму RGB (червоний, зелений, синій); фіксувати зовнішнє освітлення і видавати результат в умовних одиницях; фіксувати відбите світло, створене власним випромінювачем і видавати результат в умовних одиницях. Для попереднього опрацювання (фільтрації) вхідних образів доцільно використати Вейвлет-аналіз, який базується на використанні вейвлетів, що являють собою математичні функції та дозволяють аналізувати різні частотні компоненти. У загальному випадку такий аналіз відбувається в площині: вейвлет-коефіцієнт – час – рівень. Самі вейвлет-коефіцієнти визначаються інтегральним перетворенням сигналу. Отримані вейвлет-спектрограми принципово відрізняються від рядів Фур'є тим, що дають чітку прив'язку спектра особливостей сигналу до часу.

Третій та четвертий кроки розпізнавання образів, як правило, об'єднуються в системі розпізнавання образів (СРО), яка і є головним елементом такого інтелектуального комплексу. Алгоритм синтезу СРО є достатньо відпрацьованим: отримання тренувальної вибірки, вибір способу представлення даних та значимих характеристик, розробка класифікуючого критерію, навчання СРО, перевірка якості роботи з можливістю повернення до кроку 2 (або навіть і до кроку 1), оптимізація СРО [1– 3].

Як відомо, протягом дослідження проблем розпізнавання образів виокремились два основні підходи – детерміністичний та статистичний. Перший крок включає в себе математичні формалізовані емпіричні і евристичні методи, другий – базується на фундаментальних результатах математичної статистики. Однак, під час практичної реалізації відповідних інтелектуальних систем строго їх розподілити досить складно, а інколи і неможливо.

До проміжного класу СРО можна віднести і нейронні мережі (НМ). Традиційна для такого підходу щодо вирішення задач розпізнавання образів використовується нейромережева архітектура, тобто багатоваровий перцептрон. Враховуючи налагодженість програмних засобів та здатність до адаптивного підлаштування в умовах динамічної розмитості технологічної інформації, саме цей математичний апарат доцільно використовувати для створення СРО.

Навчання, продемонстроване на прикладі двошарового перцептрона (рис. 1), зводиться до формування ваги зв'язків між першим і другим шарами відповідно до наступного алгоритму.

Крок 1. Проініціалізувати елементи вагової матриці (невеликими випадковими значеннями).

Крок 2. Подати на входи один із вхідних векторів, які мережа повинна навчитися розрізняти, і обчислити її вихід.

Крок 3. Якщо вихід правильний, перейти до кроку 4. Інакше – обчислити різницю між ідеальним d і отриманим Y значеннями виходу:

$$\delta = d - Y. \quad (1)$$

Модифікувати вагу відповідно до формули:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta x_j, \quad (2)$$

де t і $(t+1)$ – номери відповідно поточної і наступної ітерацій; η – коефіцієнт швидкості навчання, $0 < \eta < 1$;

i – номер входу; j – номер нейрона в шарі.

Очевидно, якщо $d > Y$, то вагові коефіцієнти будуть збільшені і тим самим зменшать помилку. Інакше вони будуть зменшені і Y теж зменшиться, наближаючись до d .

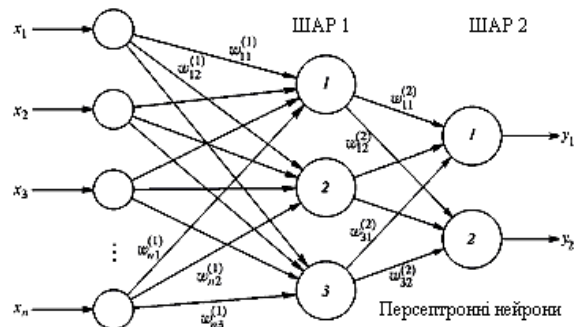


Рис. 1. Двошаровий перцептрон

Крок 4. Виконати цикл з кроку 2, поки мережа не перестане помилятися.

На другому кроці на різних ітераціях по черзі у випадковому порядку пред'являються всі можливі вхідні вектори. На жаль, не можна наперед визначити число ітерацій, які потрібно виконати, а в деяких випадках і гарантувати повний успіх.

Збіжність розглянутої процедури встановлюється теоремами [2, 3], стверджуючими, що для будь-якої класифікації навчальної послідовності можна підібрати такий набір (з нескінченного набору) елементарних нейронів, у якому буде здійснено розділення навчальної послідовності за допомогою лінійного вирішального правила. Якщо відносно задуманої класифікації можна знайти набір елементів, в якому існує рішення, то в рамках цього набору воно буде досягнуто в кінцевий проміжок часу.

Для синтезу та дослідження відповідних НМ використовувалася демоверсія програмного пакету Statistica Neural Networks. Критерій навчання – мінімізація помилки НМ. У контексті даної задачі перевага такого пакету над аналогічними розробками полягає в реалізації функціонального блоку оптимізації архітектури нейромоделей, який використовує лінійні підходи та метод “відпалювання” на основі розподілу ймовірностей Гіббса:

$$P(\bar{x}^* \rightarrow \bar{x}_{i+1} | \bar{x}_i) = \begin{cases} 1, F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i) < 0 \\ \exp\left(-\frac{F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i)}{Q_i}\right), F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i) \geq 0 \end{cases}, \quad (3)$$

де $Q_i > 0$ – елементи довільно спадаючої до нуля послідовності.

Для ефективного моделювання в пакеті Statistica Neural Networks вхідні дані автоматично розбиваються на три блоки: навчальний, контрольний, тестовий [4]. Наявність трьох блоків не є обов'язковою, однак тестовий блок покращує якість подальшої роботи, оскільки дає можливість впевнитись, що не відбулося “перенавчання” (overfitting) мережі.

Архітектура оптимального НМ-класифікатора наведена на рис. 2.

На особливу увагу заслуговує те, що у процесі навчання модуль відбору входів для заданого навчального набору даних визначив як “значимі” лише 5 входів з початкових 25. Оптимізація конфігурації НМ реалізована на основі апарату генетичного алгоритму [3– 5].

Задавши 5 наборів даних, на яких мережа не навчалась, було отримано 80 % правильних відповідей (ефективність функціонування – вірно класифіковано 4 образи з 5).

Висновок. Враховуючи достатню якість функціонування НМ-класифікатора образів та багатосарового перцептрона в системах реального часу, розроблений метод розпізнавання образів доцільно використовувати для встановлення образів в перспективних робототехнічних системах спеціального призначення.

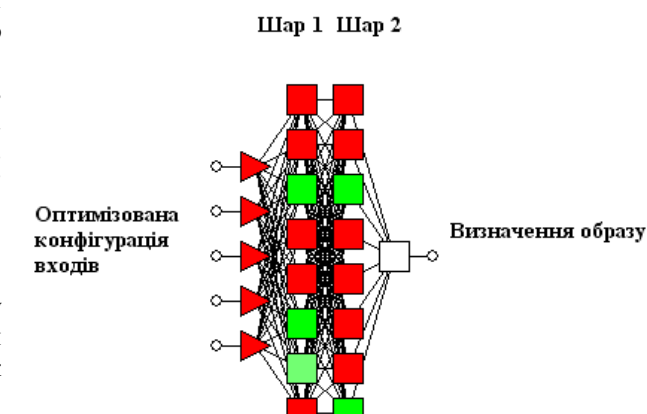


Рис. 2. Архітектура оптимального НМ-класифікатора

Літератури

1. Пелихов Е.Ф. Экономическая эффективность инноваций : [монография] / Е.Ф. Пелихов; Нар. укр. акад. – Х. : Изд-во НУА, 2005. – 167 с.
2. Фукунава К. Автоматическое распознавание образов / К. Фукунава. – М. : Наука, 1979. – 367 с.
3. Бабаков М.Ф. Методы машинного моделирования в проектировании электронной аппаратуры / М.Ф. Бабаков, А.В. Попов. – Х. : НАЭКУ «ХАИ», 2002. – 89 с.
4. Лисенко В.П. Ймовірнісна (Байєсівська) нейронна мережа класифікації температурних образів / В.П. Лисенко, В.М. Штепа, А.О. Дудник // Вісник аграрної науки. – К. : НААН. – 2011. – № 4. – С. 53– 56.
5. Багатокритеріальний синтез маршрутів пересування мобільних роботів з розпізнаванням перешкод [Електронний ресурс] / [С.А. Шворов, І.М. Болбат та ін.] // Енергетика і автоматика. – 2012. – № 1 (11). – Режим доступу : www.nbu.gov.ua/e-Journals/eia/2012_1/index.htm

Надійшла 8.11.2012 р.
Рецензент: д.т.н. Шинкарук О.М.