

УДК 681.3(031)

С.В. Ленков,

доктор технічних наук, професор

С.А. Шворов,

доктор технічних наук, старший науковий співробітник

І.М. Болбот,

кандидат технічних наук, доцент

В.М. Штепа,

кандидат технічних наук

Д.В. Чирченко,

аспірант

ДИСКРЕТНА ВЕКТОРНА ОПТИМІЗАЦІЯ ТРАЄКТОРІЙ РУХУ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ

Розглянуто задачу оптимізації траєкторій руху мобільних роботів у конфліктному середовищі з розпізнаванням образів. Запропоновано модифікований метод багатокритеріального динамічного програмування, у якому пошук оптимальної точки на кожному рівні здійснюється методом дуального програмування (нелокальний підхід) з використанням нейромережових структур для розпізнавання перешкод.

Ключові слова: багатокритеріальний синтез, маршрути пересування, мобільний робот, перешкода, нейронна мережа, адекватність.

Рассмотрена задача оптимизации траекторий движения мобильных роботов в конфликтной среде с распознаванием образов. Предложен модифицированный метод многокритериального динамического программирования, в котором поиск оптимальной точки на каждом уровне осуществляется методом дуального программирования (нелокальный подход) с использованием нейросетевых структур для распознавания преград.

Ключевые слова: многокритериальный синтез, маршруты передвижения, мобильный робот, преграда, нейронная сеть, адекватность.

Paper considers the problem of an optimizing of the path of the mobile robots in a conflict environment with pattern recognition. Modified method for multicriteria dynamic programming, in which neural network structures for the recognition of obstacles is used, is suggested.

Keywords: multiobjective synthesis, routes of movement, mobile robot, obstacle, neural network, adequacy.

Нині одним із перспективних напрямів сучасної робототехніки є створення наземних мобільних роботів (МР), призначених для виконання широкого кола робіт, пов'язаних з пошуком, збором, завантаженням, перевезенням та переробкою різноманітних матеріалів. До складу таких роботів входить маніпуляційна система для виконання технологічних операцій, транспортна система – для доставки маніпуляційного обладнання до місця проведення технологічних операцій, а також система управління МР, яка забезпечує керування його виконавчими вузлами.

Доставка робочого обладнання до місця виконання технологічних операцій ведеться в умовах невизначеності, коли заздалегідь невідомі маршрути руху МР та місця знаходження об'єктів-перешкод, з якими він може конфліктувати в процесі руху. Підвищення ефективності пересування МР може бути досягнуто за допомогою використання спеціальних методів розпізнавання перешкод, які необхідно враховувати при визначенні оптимальних маршрутів руху мобільних роботів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій показує, що методам визначення маршрутів пересування МР властиві такі основні недоліки: низький рівень точності розпізнавання перешкод в умовах динамічної невизначеності, відсутність можливостей одночасного врахування різних видів перешкод, значні витрати на створення та застосування обладнання [1]. Одним із напрямів усунення зазначених недоліків є широке застосування нейронних мереж для визначення перешкод та методів оптимізації маршрутів руху мобільних роботів. Однак, у зв'язку з великими обсягами початкових даних і відсутністю ефективних інженерних методик вирішення цієї задачі, виникає необхідність у проведенні цілеспрямованих досліджень у цьому напрямі.

Мета досліджень полягає у вирішенні задачі оптимізації траєкторій руху мобільних роботів з розпізнаванням перешкод у конфліктному середовищі.

При пошуку оптимальних маршрутів мобільних роботів необхідно враховувати, що пересування робота знаходиться під впливом конфліктного середовища, тобто сукупності різноманітних конфліктуєчих предметів (рухомих та нерухомих), розташованих за маршрутом руху, наближення мобільного робота до яких небажано. Необхідно визначити оптимальні маршрути пересування роботів, щоб мінімізувати вплив конфліктного середовища на траєкторію пересування мобільного робота.

Відправна задача приводиться до дискретного вигляду. Для цього область простору станів, що нас цікавить, накривається Q -ою мережею $L^{(1)} \times L^{(2)} \times \dots \times L^{(Q)}$. При цьому вважається, що МР можуть переміщуватися тільки з одного вузла цієї мережі до іншого.

Задача синтезу оптимальних траєкторій руху в заданих умовах розв'язується методом динамічного програмування з узагальненим критерієм оптимальності по нелінійній схемі компромісів [2, 3]. При цьому для визначення оптимального шляху з граничною умовою $\Phi(0, S)=0$ в кожному τ -у допустиму точку по координаті X та по координаті Y j -го рівня на кожному кроці розв'язується функціональне рівняння Беллмана

$$\Phi(j, \tau) = \min_{i \in I_{j-1}} [\Delta \Phi_{j-1,i}^{j,\tau} + \Phi(j-1, i)], j \in [1, J], \quad (1)$$

де j – кількість рівнів переходу на мережі по координаті X, Y ;

I_{j-1} – кількість допустимих точок на $j-1$ -му рівні мережі;

S – номер початкової точки по координаті X на нульовому рівні мережі;

$\Phi(j, \tau)$ – сумарні втрати по узагальненому критерію оптимальності при переході з початкової точки $(0, S)$ в точку (j, τ) мережі;

$\Delta \Phi_{j-1,i}^{j,\tau}$ – прирощення узагальненого критерію при переході з точки $(j-1, i)$ в точку (j, τ) мережі.

До узагальненого критерію якості входять три приватних критерії. Перший – кількісно визначає ступінь небезпеки наближення до нерухомих конфліктуючих предметів (P). Другий – характеризує довжину переходу з точки $(j-1, i)$ в точку (j, m) мережі $(l_{j-1, i}^{j, m})$. Третій приватний критерій ψ – визначає ступінь небезпеки наближення до рухомих конфліктуючих предметів під час переходу з точки $(j-1, i)$ в точку (j, m) мережі.

Структура узагальненого критерію будується у відповідності з методологією нелінійної схеми компромісів [2, 3] та визначається виразом

$$\Delta\Phi_{j-1, i}^{j, m} = \frac{K_1 Z_{max}}{Z_{max} - Z_{j-1, i}^{j, \tau}} + \frac{K_2 l_{max}}{l_{max} - l_{j-1, i}^{j, \tau}} + \frac{K_3 \psi_{max}}{\psi_{max} - \psi_{j-1, i}^{j, \tau}}, \quad (2)$$

де K_1, K_2, K_3 – коефіцієнти важливості приватних критеріїв.

В якості оптимальної на рівні j вибирається та допустима точка даного рівня, якій відповідає мінімум сумарних втрат за узагальненим критерієм оптимальності (2).

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

Розпізнавання перешкод складається з кількох етапів:

- 1) сприйняття образу (технічне вимірювання);
- 2) попереднє опрацювання отриманого сигналу (фільтрація);
- 3) виділення потрібних характеристик (індексація);
- 4) класифікація перешкоди та прийняття рішення.

На першому етапі для сприйняття образу можна використати сприймаючий елемент, наприклад, HiTechnic (рис. 1). Він може працювати у трьох режимах: відрізняти шість кольорів, чи розподіляти 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 етапи, як правило, об'єднуються в системі розпізнавання образів (СРО), яка і є головним елементом такого інтелектуального комплексу. Алгоритм синтезу СРО є достатньо відпрацьованим:

1. Отримання тренувальної вибірки.
2. Вибір способу представлення даних та значимих характеристик.
3. Розробка класифікуючого критерію.
4. Навчання СРО.

5. Перевірка якості роботи з можливістю повернення до етапу 2 (або навіть і до кроку 1).
6. Оптимізація СРО [4–7].

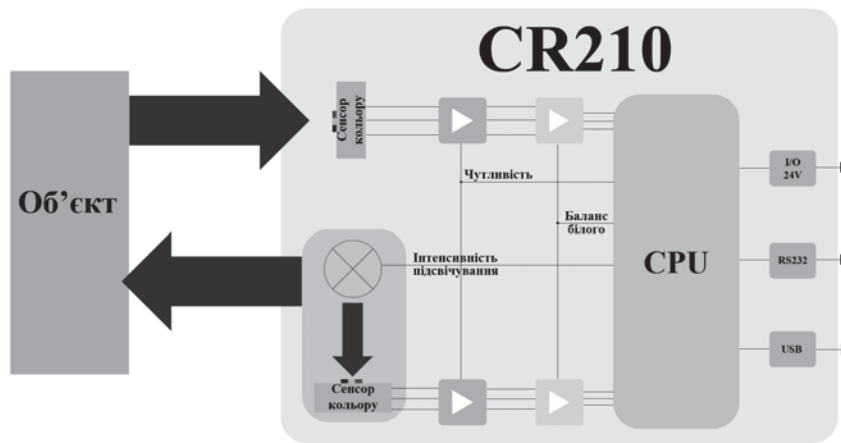


Рис. 1. Структурна схема сприймаючого елемента HiTechnic

Як відомо, протягом дослідження проблем розпізнавання образів виокремились два основні підходи – детерміністичний та статистичний. Перший підхід 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 розподілити їх 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 нейромережева архітектура – багат шаровий 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 [4–6].

Навчання, продемонстроване на прикладі двох шарового перцептрона (рис. 2), зводиться до формування ваги зв'язків між першим і другим шарами відповідно до наступного алгоритму.

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

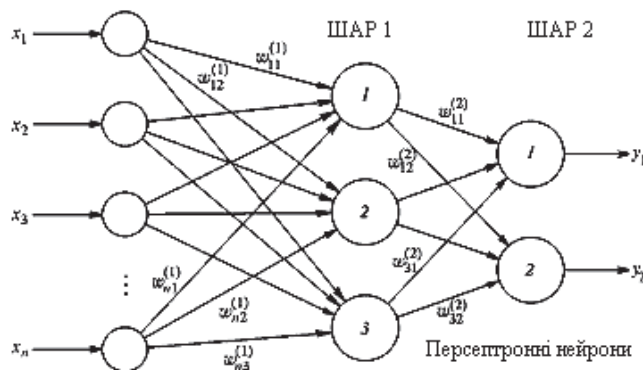


Рис. 2. Двошаровий перцептрон

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 значеннями виходу (ідеальним d і отриманим Y):

$$\delta = d - Y. \quad (3)$$

Модифікувати вагу відповідно до формули:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta x_i, \quad (4)$$

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 .

Крок 4. Виконувати 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 [4, 5], 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, і 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 використовується демоверсія програмного пакету Statistica Neural Networks. Критерій навчання – мінімізація помилки НМ. У контексті цієї задачі перевага такого пакету над аналогічними розробками полягає у реалізації функціонального блоку оптимізації архітектури нейромоделей, який використовує лінійні підходи та метод “відпалювання” на основі розподілу ймовірностей Гіббса:

$$P(\bar{x}^* \rightarrow \bar{x}_{i+1} | \bar{x}_i) = \begin{cases} 1, & F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i) < 0 \\ \exp\left(-\frac{F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i)}{Q_i}\right), & F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i) \geq 0 \end{cases}, \quad (5)$$

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

Після визначення виду перешкоди вирішується задача синтезу компромісно-оптимальних траєкторій мобільного об'єкта в конфліктному середовищі. Як вже

було сказано вище, у методі багатокритеріального динамічного програмування на кожному рівні пошук оптимальної точки (якій відповідає мінімум сумарних втрат) ведеться методом повного перебору. Такий підхід є ефективним лише при розв'язанні задач з порівняно невеликою вимірністю мережі. Із зростанням вимірності мережі істотно збільшуються час розрахунку та обсяг машинної пам'яті, що вимагається. Для усунення цього недоліку необхідно організувати процедуру пошуку так, щоб, використовуючи можливо меншу кількість обчислень цільової функції $f(x)$, знайти

$$x^* = \arg \min_{x \in X} f(x) \quad (6)$$

Враховуючи, що визначення x^* може бути знайдене лише наближено, йдеться про пошук будь-якої точки з множини

$$X_\varepsilon = \{x \in X : \zeta(x, x^*) \leq \varepsilon\}, X_\varepsilon \subset X, \quad (7)$$

де ζ – деяка метрика на X ; ε – допустима похибка за аргументом.

Можливі різноманітні підходи до організації пошукової процедури. Один з них – дискретний аналог метода Нелдера-Міда. Другий – нелокальний підхід [8], частіше більш ефективний, ніж градієнтні методи. Метод базується на ітераційній побудові “пливучої” разом з системою базисних точок $S^{(i)}$, що змінюються, нелокальної моделі $F(x, a^{(i)})$, яка уточнюється за результатами експерименту, причому сукупність опорних точок стискається та стягується до точки екстремуму, що шукається (“шагренева шкіра”). Таким чином, на кожній ітерації водночас та взаємозалежно здійснюється як уточнення наших уяв про цільову функцію в області екстремуму, так і визначення такої оцінки аргументів екстремуму, що адекватна рівню цих уяв на цій ітерації. За цією ознакою нелокальний метод оптимізації належить до класу дуальних та може бути названий методом дуального програмування [8].

Основна ідея побудови алгоритму полягає в наступному. На першій ітерації здійснюється апроксимація цільової функції $f(x)$ нелокальною моделлю $F(x, a)$ на всій вихідній множині аргументів X . У цій області виконується N обчислень функції $f(x)$ в різноманітних точках (вузлах апроксимації), що складають систему базисних точок $S^{(0)}$. За отриманими даними вираховується вихідний набір коефіцієнтів $a(0)$, що дозволяє перейти від моделі $F(x, a)$ до виразу $F^{(0)}(x)$. Далі, спираючись на вимогу унімодальності наближаючої моделі у відкритій області, скористуємось необхідною умовою мінімуму функції

$$\partial F^{(0)}(x) / \partial x_i = 0, i \in [1, n] \quad (8)$$

та знайдемо першу оцінку $x^{(1)}$ шуканої сукупності аргументів як рішення системи рівнянь (8). Дискретна система $S^{(0)}$ базисних точок є гомеоморфним відображенням вихідної безперервної області X . Отримана нова точка $x^{(1)}$ вводиться в систему базисних точок замість старої, що відкидається (зазвичай в ній $j(x)$ максимальна). Далі розрахунок повторюється для отриманої таким чином нової системи базисних точок $S^{(1)}$. За властивістю гомеоморфізму

$$X^{(i+1)} < X^{(i)}, \quad (9)$$

в тому сенсі, що гіпероб'єм, що займається компактною підмножиною $X^{(i+1)}$ в просторі E^n , є меншим за гіпероб'єм, що відповідає підмножині $X^{(i)}$ (означені підмножини не обов'язково вкладені). У зв'язку з тим, що в меншій області функція $F(x, a)$ точніше описує функцію $f(x)$, виразу (9) відповідає послідовність нелокальних моделей, що уточнюються, з коефіцієнтами $a^{(0)}$, $a^{(1)}$, $a^{(II)}$, К. Звідси, згідно з (8) впливає послідовність оцінок $x^{(1)}$, $x^{(II)}$, $x^{(III)}$, К, що сходяться до точки x^* істинного мінімуму функції $f(x)$.

Після визначення мінімуму цільової функції $f(x)$ методом дуального програмування, необхідно знайти на X допустиму дискретну точку x_∂ , найближчу до безперервного рішення x^* . З цією метою може бути використаний наступний алгоритмічний прийом. У точці x^* розташовується центр гіперсфери, діаметр якої зростає від нуля, доки поверхня сфери не торкнеться найближчої дискретної точки, яка тим самим ідентифікується як x_∂ . Можливі різноманітні програмні реалізації цього алгоритму [8].

Таким чином, на основі сумісного використання методів розпізнавання образів та багатокритеріальної оптимізації забезпечується вирішення задачі синтезу компромісно-оптимальних траєкторій руху мобільних роботів з розпізнаванням перешкод в конфліктному середовищі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Пелихов Е.Ф. Экономическая эффективность инноваций : [Монография] / Е.Ф. Пелихов ; Нар. укр. акад. –Х. : Изд-во НУА, 2005. – 167 с. : табл. – Библиогр. : с. 136–139 (43 назв.).
2. Підхід до вирішення задачі компромісно-оптимального вибору маршруту руху об'єктів в конфліктному середовищі / С.А. Шворов, А.М. Берназ О.Л. Бурчак [та ін.] // Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. – К. : Київський університет, 2008. – № 19. – С. 63–70.
3. Воронин А.Н. Многокритериальный синтез динамических систем / Воронин А.Н. – К. : Наукова думка, 1992. – 157 с.
4. Фукунава К. Автоматическое распознавание образов / К. Фукунава. – М. : Наука, 1979. – 367 с.
5. Бабаков М.Ф. Методы машинного моделирования в проектировании электронной аппаратуры / М.Ф. Бабаков, А.В. Попов. – Х. : НАЭКУ “ХАИ”, 2002. – 89 с.
6. 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.
7. Лисенко В.П. Застосування теорії статистичних рішень та ймовірнісної нейронної мережі для класифікації температурних образів / В.П. Лисенко, В.М. Штепа, Б.Л. Головінський, А.О. Дудник, Н.А. Заєць // Тези доповідей міжнародної науково-практичної конференції “Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту”. – Херсон : ХНТУ. – 2011. – С. 274–278.
8. Воронин А.Н. Синтез компромиссно-оптимальных траекторий мобильных объектов в конфликтной среде / А.Н. Воронин, А.Г. Ясинский, С.А. Шворов // Проблемы управления и информатики. – 2002. – № 1. – С. 84–93.

Отримано 28.03.2012