

Ю.В. Парфьонова, Г.М. Пономаренко // ScientificJournal «ScienceRise». – 2016. – Вип. №8/2(25). – С. 37-41.

3. Рибальченко, Л. І. Напрямки підвищення якості перевезень на залізничному транспорті / Л. І. Рибальченко, М. О. Чередниченко // Тези доповідей 7-ї Міжнародної науково-практичної конференції «Перспективи взаємодії залізниць та промислових підприємств» (м. Дніпро, 30 листопада 2018 р.): зб. тез. / ДНУЗТ ім. В. Лазаряна. – Дніпро, 2018. – Вип. 4. – С. 128-129.

*Каргін А. О., д.т.н., професор,
Сілін Є. Л., аспірант (УкрДУЗТ)*

СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ РОЗУМНИМИ МАШИНАМИ

Основна проблема, що виникає при створенні систем управління полягає в класифікації потоку подій в реальному часі. Впевненість у прийнятті рішень залежить від сенсорних даних, але вони швидко застарівають. Модель Короткострокової Пам'яті (КП), що запропонована в роботі [1], дозволяє врахувати ефект старіння даних з часом. В даній роботі пропонується використовувати цю модель в системі управління Розумною Машиною (РМ). Узагальнена модель управління РМ передбачає використання інформації як про поточний стан РМ й оточення, так і її історію (маршрут і прийняті раніше управління). Наприклад, в ситуації наближення до РМ якоїсь динамічної перешкоди потрібно знати звідкіля вона з'явилася, як швидко наближається, які маневри у часі виконувала, тобто знати характеристики її руху від моменту виявлення до моменту прийняття рішення. Аналогічно, в ситуації коли РМ приймає рішення щодо перетину перехрестя також потрібна динамічна характеристика ситуації на перехресті: де з якого боку рухаються інші об'єкти які у них динамічні характеристики були на попередніх інтервалах часу.

Для використання нечіткої системи управління в РМ запропонована нечітка модель КП [2]. У КП історія зберігається у вигляді послідовності подій, які формуються на основі гранулярної моделі уявлення даних від сенсорів.

У доповіді розглядаються питання імплементації моделі КП на прикладі прототипу РМ, апаратне забезпечення якої є колісний робот на повнопривідному шасі Multi Chassis-4WD Robot Kit ATV version с чотирма колесами, з мікроконтролером Arduino Mega, набором Motor shield, модулем wi-fi esp8266, 10-ю інфрачервоними датчиками відображення ку-033, ультразвуковим датчиком HC-SR04, встановленим на поворотній платформі з сервоприводом SG90, та датчиком одометром H206 [3]. Ситуація навколо роботу представлена гранулярною моделлю що побудована на основі даних від сенсорів відображення ку-033 та ультразвукового датчика відстані HC-SR04. В роботі гранулярна модель відображення поточного стану оточення РМ запропонована у вигляді двумірної просторової карти, яка наведена на рис. 1. Простір навколо РМ розбитий на 24 сектори. Для того щоб отримати дані про стан якогось сектора необхідно встановити необхідний напрямок поворотної платформи, на якій встановлено датчик відстані HC-SR04. На рис. 1 показано, що в експериментах використано шість фіксованих напрямків, позначені пунктирними лініями. Наприклад, коли положення платформи $+75^\circ$, отримані дані від датчика залежно від ситуації, можуть свідчити про наявність якогось об'єкта або в секторі 1, або 2, або 3, або 4, або взагалі про відсутність об'єкта. На основі технічних характеристик датчика відстані HC-SR04 (кут огляду 15° градусів) та його характеристик похибки вимірювання (кут огляду $\pm 15^\circ$ градусів та похибка зміни відстань до об'єкта ± 2 см.) та точності позиціонування поворотної платформи запропонована модель обчислення нечітких характеристик впевненості в тому, що у секторі перебуває об'єкт чи координати його знаходження.

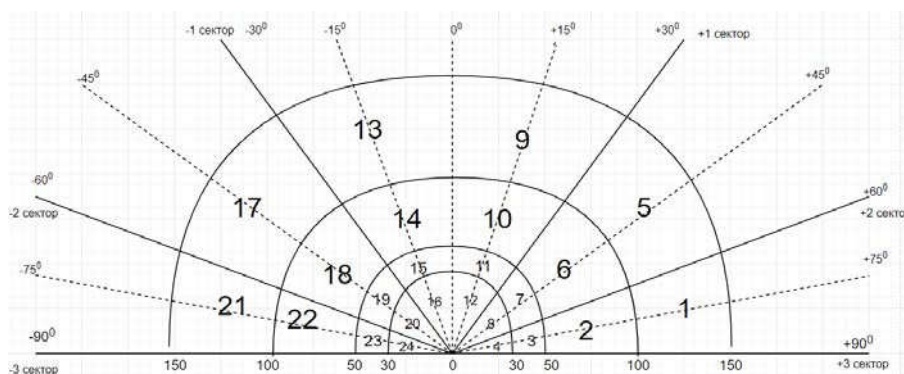


Рис. 1. Просторова карта оточення РМ

Запропонована модель є імплементацією моделі $CF=(\alpha, t_L, t_R)$ нечіткого фактора впевненості ($-1 \leq \alpha \leq +1$), де $t_L, t_R \in$ інтервали часу, що пройшли з моментів останньої зміни фактора впевненості та опитування датчику, відповідно, [2]. Кожному сектору призначена двумірна функція фактора впевненості: розподіл впевненості вздовж радіусу $\alpha_r(r)$ та вздовж дуги $\alpha_\gamma(\gamma)$. Прийнята трапецієвидна функція розподілу з параметрами a, b, c, d, e, f як показано на рис. 2. Параметри функцій налаштовані в відповідності характеристикам похибки вимірювання датчику позиціонування платформи. Наприклад для першого сектору параметри наведені у таблиці 1.

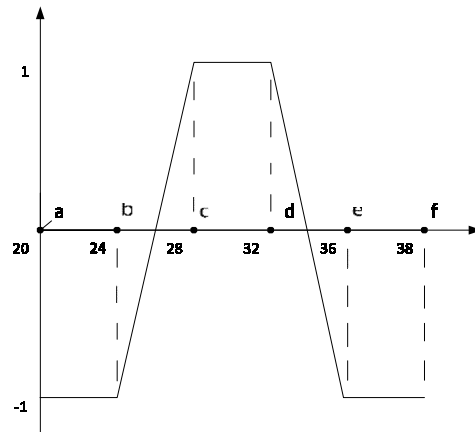


Рис. 2. Функція розподілу фактора впевненості

Таблиця 1

Фрагмент визначення функції фактора впевненості

№ сектору	$\gamma_{min}, \gamma_{max}$	r_{min}, r_{max}	$a_\gamma, b_\gamma, c_\gamma, d_\gamma, e_\gamma, f_\gamma$	$a_r, b_r, c_r, d_r, e_r, f_r$
6	+30, +60	50, 100	+27,+35,+40,+50,+57,+65	45, 53, 65, 84, 96, 110

Модель обчислення нечіткого фактора впевненості датчику відстані HC-SR04 й γ (кут повороту в тому, що у секторі i знаходиться об'єкт, для даних r платформи в градусах), отриманих від сервоприводу (відстань до об'єкту в сантиметрах), отриманих від наведена в (1).

$$\alpha_\gamma = \begin{cases} -0,5 & \text{if } \gamma \in [a_\gamma, b_\gamma] \text{ or } \gamma \in [e_\gamma, f_\gamma]; \\ -1 + 2 \frac{\gamma - b_\gamma}{c_\gamma - b_\gamma} & \text{if } \gamma \in [b_\gamma, c_\gamma]; \\ +1 - 2 \frac{c_\gamma - \gamma}{c_\gamma - d_\gamma} & \text{if } \gamma \in [d_\gamma, e_\gamma]; \\ +1 & \text{if } \gamma \in [c_\gamma, d_\gamma]; \\ -1 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$\alpha_r = \begin{cases} -0,5 & \text{if } r \in [a_r, b_r] \text{ or } r \in [e_r, f_r]; \\ -1 + 2 \frac{r - b_r}{c_r - b_r} & \text{if } r \in [b_r, c_r]; \\ +1 - 2 \frac{c_r - r}{c_r - d_r} & \text{if } r \in [d_r, e_r]; \\ +1 & \text{if } r \in [c_r, d_r]; \\ -1 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$\alpha = MIN(\alpha_\gamma, \alpha_r)$$

(1)

Нижче в табл. 2 наведено приклад обчислення фактору впевненості для ситуації коли показники датчику відстані $r=86\text{см}$ для напрямку платформи $\gamma=+45^\circ$.

Таблиця 2

Приклад обчислення фактору впевненості для $r=86\text{см}$, $\gamma=+45^\circ$.

№ сектору	α_γ	α_r	α
1	-1.0	-1.0	-1.0
2	-1.0	-1.0	-1.0
3	-1.0	-1.0	-1.0
4	-1.0	-1.0	-1.0
5	+1.0	-0.17	-0.17
6	+1.0	+0.6	+0.6
7	+1.0	-1.0	-1.0
8	+1.0	-1.0	-1.0
9	-1.0	-1.0	-1.0

Якщо потрібні данні що до впевненості знаходження об'єкту в певній точці оточення РМ, наприклад, $r=86\text{см}$, $\gamma=+38^\circ$ то з (1) $\alpha=0.67$.

Список використаних джерел

1. Kargin, A., Petrenko, T. Planning and Control Method Based on Fuzzy Logic for Intelligent Machine. In: Sharonova, N. (ed.) Proceedings of the 5th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2021), vol. 2870, pp. 1716-1730. CEUR Workshop Proceedings, Lviv, Ukraine, (2021).
2. A. Kargin, T. Petrenko, "Spatio-Temporal Data Interpretation Based on Perceptual Model," in *Advances in Spatio-Temporal Segmentation of Visual Data. Studies in Computational Intelligence*, V. Mashtalir, I. Ruban, V. Levashenko, Eds., vol. 876, Springer, Cham, 2020, pp. 101-159.
3. A. Kargin, O. Ivaniuk, G. Galych, A. Panchenko, "Polygon for smart machine application", in 2018 IEEE 9th Inter. Conf. Depend. Sys., Serv. and Technol. DESSERT'2018, Kyiv, Ukraine, May 24-27, 2018, pp. 489-494.

Лазарєва Н. М., інженер,

Лазарєв О. В., ст. викладач (УкрДУЗТ)

УДК 004.8

ПРИНЦИПИ НАВЧАННЯ ПРИ НЕЙРО-НЕЧІТКОМУ КЕРУВАННІ ФАКТИЧНИМ СТАНОМ ОБ'ЄКТА

При нечіткому керуванні на основі емпіричних знань про об'єкти керування, набувають актуальності методи і моделі, що становлять основу системи технічної підтримки при вирішенні практичних задач ефективної експлуатації технічних засобів.

Метою керування фактичним станом є передбачення результату за вхідними поточними даними, що надходять від об'єктів. Використання можливостей теорії нечітких множин та математичного апарату адаптивного короткострокового прогнозування дає можливість прийняття оперативних рішень на основі достовірності прогнозних оцінок значень параметрів, що характеризують роботу обладнання.

Основна проблема, що виникає при створенні нечітких систем полягає в класифікації ситуацій за потоком подій, що надходить від датчиків в реальному часі у вигляді вектора ознак. Для прийняття рішення щодо стану об'єкта необхідні дані про поточні параметри та динаміку їх зміни як потік подій за певний проміжок часу. Керуюче рішення відповідає поточній ситуації, виведеній з інформаційних подій на вході з використанням створеної бази нечітких правил, що адаптуються в процесі роботи з урахуванням динаміки процесу. Виходячи з цього, для навчання мережі потрібні три базові речі:

- дані про об'єкт;
- характерні ознаки;
- алгоритм навчання.

Чим різноманітніше вхідні дані, тим більше закономірностей може бути знайдено нейронною мережею і тим точніше прогнозування стану контрольованого об'єкта. Облік певних інформаційних подій ґрунтується на базі сучасних методів неруйнівного контролю значень різноманітних технічних параметрів, а також емпіричних даних, які можуть носити характер невизначених, пов'язаних з браком інформації та її нечіткістю. При цьому також враховуються певні обмеження, пов'язані з необхідністю обробки різномірної статистичної інформації, знання законів розподілу характеристик обладнання, що ускладнює процес формування адекватних оперативних рішень.