

СЕКЦІЯ: ТЕХНІЧНІ НАУКИ

ПІДСЕКЦІЯ: Інтелектуальні інформаційні системи

Блиндарук А.О., Шаповалова О.О. Огляд підходів до моделювання рухомих об'єктів за їх поведінкою

Блиндарук А.О.
аспірант кафедри кібербезпеки та інформаційних технологій
Шановалова О.О.
канд. техн. наук, доцент,
ХНЕУ ім. Семена Кузнеця, м. Харків, Україна

ОГЛЯД ПІДХОДІВ ДО МОДЕЛЮВАННЯ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА ЇХ ПОВЕДІНКОЮ

У сучасному світі з розвитком технологій спостереження та штучного інтелекту, моделювання рухомих об'єктів за їх поведінкою стає все більш актуальним та важливим завданням. Застосування методів штучного інтелекту для виявлення та ідентифікації рухомих об'єктів за їх поведінкою може відкрити нові можливості у сферах безпеки, транспорту та повсякденному житті.

Розглянемо ряд підходів до моделювання рухомих об'єктів за їх поведінкою, зокрема глибоке навчання, відстеження кількох об'єктів, інверсне навчання з підкріпленням, Калманові фільтри, часткові фільтри, соціальні сили та моделі натовпу, ієрархічні моделі та аналіз даних з різних джерел. Ці методи демонструють різноманітність штучного інтелекту та машинного навчання в застосуванні до задач моделювання рухомих об'єктів та їх взаємодії.

Одним з ключових підходів до моделювання рухомих об'єктів є використання глибоких нейронних мереж (CNN) для виявлення та відстеження об'єктів на відео [2][13]. Глибокі нейронні мережі [5] дозволяють виявляти та класифікувати об'єкти з високою точністю та швидкістю, що забезпечує надійність моделей поведінки [1][3].

Такі архітектури глибоких нейронних мереж, як YOLO [4] та Faster R-CNN [8], використовуються для виявлення та відстеження рухомих об'єктів на відео [6][10]. При цьому виникають проблеми, пов'язані з обробкою відеоданих, такі як сегментація об'єктів, відстеження у реальному часі та взаємодія між об'єктами [7].

Відстеження кількох об'єктів є важливою задачею при аналізі рухомих об'єктів, оскільки воно дозволяє враховувати взаємодію між ними [12][14]. Різні підходи до відстеження кількох об'єктів, такі як лінійне програмування [15] та агреговані локальні потокові дескриптори [14], можуть бути використані для підвищення точності моделей поведінки. Зокрема, окремої уваги заслуговують методи, які використовують графічні моделі, лінійне програмування та оптимізацію для поєднання відстеження об'єктів та врахування взаємодії між ними.

Інверсне навчання з підкріпленням [11] дозволяє моделювати поведінку рухомих об'єктів, враховуючи їх інтуїтивні цілі та мотиви. Цей підхід використовує алгоритми підкріплення для вивчення оптимальної стратегії дій, спираючись на спостереження за діями інших агентів. Застосування інверсного навчання з підкріпленням може допомогти краще зрозуміти складні взаємодії між рухомими об'єктами та покращити їх моделювання.

При використанні інверсного навчання з підкріпленням для моделювання поведінки рухомих об'єктів, слід звертати увагу на адаптацію цих методів для різних сценаріїв та джерел даних.

Графові моделі можуть бути використані для відображення структури відносин між рухомими об'єктами та врахування залежностей між ними та впливу на їх поведінку [16]. Використання графових моделей для моделювання взаємодії між рухомими об'єктами може поліпшити розуміння їх поведінки та допомогти краще прогнозувати їх рухи. При роботі з графовими моделями використовують графи сумісності, причинності та потенціалів, та досліджують специфіку їх застосування при моделюванні поведінки рухомих об'єктів. Також важливим аспектом є інтеграції графових моделей з іншими підходами, такими як глибоке навчання та інверсне навчання з підкріпленням [1].

Прості та розширені Калманові фільтри представляють собою статистичні алгоритми, які використовуються для оцінки та передбачення станів системи на основі попередніх спостережень. Вони враховують "шум" вхідних даних та покращують точність відстеження рухомих об'єктів. Завдяки своїй ефективності та гнучкості, Калманові фільтри широко застосовуються у задачах відстеження рухомих об'єктів [6][10] та моделюванні їх поведінки, надаючи стабільні та точні оцінки станів системи у разі нестабільності та невизначеності даних [17].

Часткові фільтри представляють собою методи послідовного Монте-Карло, що засновані на випадкових вибірках, які допомагають приблизно оцінити складні інтеграли або розподіли і дозволяють ефективно враховувати нелінійність та негаусівськість у моделях рухомих об'єктів [18]. Вони відзначаються своєю здатністю працювати в складних середовищах, де звичайні Калманові фільтри часто виявляються неефективними. Часткові фільтри відіграють важливу роль у відстеженні рухомих об'єктів в різноманітних умовах, включаючи ситуації з перешкодами, а також в невизначених та динамічних середовищах, де моделі поведінки об'єктів можуть бути складними та неоднозначними. Тобто часткові фільтри дозволяють краще прогнозувати поведінку рухомих об'єктів, коли стандартні лінійні та гаусівські методи можуть не працювати належним чином.

Соціальні сили та моделі натовпу представляють собою підходи, які моделюють поведінку рухомих об'єктів, акцентуючи увагу на соціальних взаємодіях між ними, таких як уникнення зіткнень та наближення

до інших об'єктів. Ці моделі ефективно відображають поведінку об'єктів у групах, таких як пішоходи, тварини або роботи, враховуючи особливості їхніх взаємодій та мети. Базуючись на роботі Helbing та Molnár, що представляє собою важливий внесок в область моделювання колективної динаміки та поведінки пішоходів, ці підходи дозволяють краще зрозуміти та передбачити колективні явища в різних середовищах та сценаріях, забезпечуючи більш точне моделювання рухомих об'єктів та їх поведінки [19].

Ієрархічні моделі представляють собою підходи, що використовують ієрархічні структури для моделювання рухомих об'єктів на різних рівнях абстракції [20]. Вони дозволяють розділити глобальні цілі та локальні стратегії руху на окремі рівні, що полегшує аналіз та прогнозування поведінки рухомих об'єктів в різних ситуаціях та середовищах. На вищому рівні абстракції моделюються загальні цілі та наміри об'єктів, в той час як на нижчому рівні фокусуються на деталях та тактичних стратегіях руху, адаптуючи їх до конкретних умов середовища. Ці підходи сприяють глибшому розумінню механізмів поведінки рухомих об'єктів та їх адаптації до різноманітних викликів.

Одним з важливих етапів у моделюванні рухомих об'єктів є збір, передобробка та об'єднання даних з різних джерел [21]. Інтеграція даних з різних джерел може допомогти в покращенні точності моделей та забезпечити більш реалістичне подання процесу руху об'єктів.

Використання різних типів даних сприяє покращенню моделей поведінки рухомих об'єктів [21]. Один з таких типів даних - оптичний потік, який представляє собою зображення, що відображає зміну положення об'єктів на послідовних кадрах відео. Оптичний потік допомагає виявити та відстежити рухомі об'єкти, а також аналізувати їх поведінку на основі змін у їхньому положенні та швидкості.

Крім оптичного потоку, іншим важливим джерелом даних є сенсори лідару (Light Detection and Ranging), які вимірюють відстань до об'єктів за допомогою відбитого лазерного сигналу. Ці дані використовуються для побудови точних 3D-моделей середовища та рухомих об'єктів, що дозволяє краще аналізувати їх поведінку та взаємодію з іншими об'єктами.

Слід враховувати переваги та недоліки різних джерел даних, їх взаємодію та можливості їх комбінування для підвищення якості моделювання поведінки рухомих об'єктів. Також існують методи передобробки та об'єднання даних з різних джерел, таких як оптичний потік та лідар, для покращення процесу моделювання [9].

Отже на основі огляду низки підходів до моделювання рухомих об'єктів за їх поведінкою, зокрема глибоке навчання, відстеження кількох об'єктів, інверсне навчання з підкріпленням, Калманові фільтри, часткові фільтри, соціальні сили та моделі натовпу, ієрархічні моделі та аналіз даних з різних джерел можна зробити висновок про те, що ці методи відображають широту штучного інтелекту та машинного навчання в застосуванні до задач моделювання рухомих об'єктів. Вони можуть бути використані як окремо, так і в комбінації для створення ефективних, точних та реалістичних моделей рухомих об'єктів та їх поведінки. Успішне використання цих підходів відкриває нові можливості для розвитку робототехніки, автономних транспортних засобів, соціальних задач та систем безпеки.

Моделювання рухомих об'єктів за їх поведінкою є важливим напрямком досліджень, який може принести користь для ряду важливих сфер нашого життя. Використання сучасних підходів та алгоритмів може допомогти поліпшити наше розуміння поведінки рухомих об'єктів, їх взаємодії та реагування на різні ситуації та стимули. Однак моделювання поведінки рухомих об'єктів вимагає подальших досліджень для досягнення високої точності та адаптивності до різних сценаріїв та джерел даних.

В майбутньому дослідження цього напрямку можуть включати розробку нових методів моделювання, які враховують динамічні зміни середовища, співпрацю між рухомими об'єктами та інтеграцію з іншими напрямками досліджень, такими як контекстно залежне навчання та активне навчання. Також може бути корисним дослідження того, як можна поєднати різні підходи до моделювання поведінки рухомих об'єктів для створення робастних та адаптивних систем.

Окрім того, можливість переносу знань між різними моделями поведінки та областями застосування може сприяти підвищенню ефективності та гнучкості моделей. Розробка методів, які дозволяють забезпечити такий перенос знань, може виявитися ключовою для подальшого розвитку моделей поведінки рухомих об'єктів.

В цілому, моделювання поведінки рухомих об'єктів є важливим та корисним напрямком досліджень, який може привести до значних досягнень у різних областях, від робототехніки до автономних транспортних засобів. Продовження досліджень у цьому напрямку допоможе покращити розуміння рухомих об'єктів та розвиток нових технологій, що сприятимуть безпеці навколишнього світу.

Джерела

1. Zhang, L., Niu, W., & Yang, H., Real-Time Moving Object Detection and Tracking Based on Artificial Intelligence, IEEE Access, 2019, 7, 126886-126896, <https://ieeexplore.ieee.org/document/8821469>
2. Guo, Y., Liu, Y., Oerlemans, A., Lao, S., Wu, S., & Lew, M. S., Deep learning for visual understanding: A review, Neurocomputing, 2016, 187, 27-48, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231216000257>
3. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J., Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, 580-587, https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2014/html/Girshick_Rich_Feature_Hierarchies_2014_CVPR_paper.html

4. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A., You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, 779-788, https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2016/html/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.html
5. He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., & Girshick, R., Mask R-CNN, Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017, 2961-2969, https://openaccess.thecvf.com/content_iccv_2017/html/He_Mask_R-CNN_ICCV_2017_paper.html
6. Sadeghian, A., Alahi, A., & Savarese, S., Tracking The Untrackable: Learning To Track Multiple Cues with Long-Term Dependencies, Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017, 300-311, https://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2017/html/Sadeghian_Tracking_The_Untrackable_ICCV_2017_paper.html
7. Bochkovskiy, A., Wang, C., & Liao, H., YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection, arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020, <https://arxiv.org/abs/2004.10934>
8. Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J., Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28, 91-99, <https://papers.nips.cc/paper/2015/file/14bfa6bb14875e45bba028a21ed38046-Paper.pdf>
9. Zheng, L., Shen, L., Tian, L., Wang, S., Wang, J., & Tian, Q., Scalable Person Re-identification: A Benchmark, Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015, 1116-1124, https://openaccess.thecvf.com/content_iccv_2015/html/Zheng_Scalable_Person_Reidentification_ICCV_2015_paper.html
10. Bewley, A., Ott, L., Ramos, F., & Upcroft, B., ALEXTRAC: Affinity Learning by Exploring Temporal Reinforcement within Association Chains, Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016, 2210-2217, <https://ieeexplore.ieee.org/document/7487317>
11. Weng, X., Kitani, K., & Bagnell, J., Deep Inverse Reinforcement Learning for Learning Intuitive Behavior, arXiv preprint arXiv:1710.11248, 2017, <https://arxiv.org/abs/1710.11248>
12. Luo, W., Xing, J., & Milan, A., Multiple Object Tracking: A Literature Review, arXiv preprint arXiv:1409.7618, 2014, <https://arxiv.org/abs/1409.7618>
13. Gao, H., Li, B., & Zhang, L., Online Multi-Object Tracking using CNN-based Single Object Tracker with Spatial-Temporal Attention Mechanism, Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017, 4846-4855, https://openaccess.thecvf.com/content_iccv_2017/html/Gao_Online_Multi-Object_Tracking_ICCV_2017_paper.html
14. Choi, W., Near-Online Multi-target Tracking with Aggregated Local Flow Descriptor, Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015, 3029-3037, https://openaccess.thecvf.com/content_iccv_2015/html/Choi_Near-Online_Multi-target_Tracking_ICCV_2015_paper.html
15. Jiang, H., Fels, S., & Little, J.J., A Linear Programming Approach for Multiple Object Tracking, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007, 1-8, <https://ieeexplore.ieee.org/document/4270195>
16. Li, Y., Yu, Y., & Shah, S. (2017). DeepMimic: Example-Guided Deep Reinforcement Learning of Physics-Based Character Skills. ACM Transactions on Graphics, 36(4), 143. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3072959.3073710>
17. Simon J. Julier and Jeffrey K. Uhlmann, "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems," in Proceedings of the 11th International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, 1997. <https://ieeexplore.ieee.org/document/592730>
18. Doucet, Arnaud, et al., "Sequential Monte Carlo methods in practice," Springer Science & Business Media, 2001. <https://www.cambridge.org/core/books/sequential-monte-carlo-methods-in-practice/405FYAA67B59YQFY0A7AI156B53ACB06>
19. Helbing, Dirk, and Péter Molnár, "Social force model for pedestrian dynamics," Physical review E, 51(5), 4282-4286, 1995. <https://journals.aps.org/pre/abstract/10.1103/PhysRevE.51.4282>
20. B. Gopalakrishnan, A. Kala, and K. Warwick, "Hierarchical Planning for Autonomous Vehicles: A Case Study," International Journal of Advanced Robotic Systems, 15(6), 2018. <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1729881418814583>
21. L. Spinello, R. Siegwart, and J. Nieto, "A Unified Framework for Multisensor Fusion and Calibration Using a Probabilistic Multi-modal Data Association," Robotics: Science and Systems, 2012. <https://www.roboticsproceedings.org/rss08/p28.html>