

Метод прогнозирования действий агентов в виртуальном футболе на основе выделенных правил

Д. А. Петруненко

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

nokiad_1999@mail.ru

С. А. Беляев

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

bserge@bk.ru

Аннотация. В статье решается задача прогнозирования действий агентов в мультиагентных средах реального времени. В данной работе рассматривается среда виртуального футбола за счёт своей высокой динамичности и неопределённости действий агентов и их восприятия. Произведено исследование ряда существующих решений для прогнозирования действий агентов, на основании которого строится текущее решение. Представленное решение определения действий агентов основано на выделении ряда правил, которые позволяют частично разграничить различные действия, и могут быть использованы для подготовки обучающих данных для нейронной сети. Выделено несколько основных правил создания обучающего набора данных и дальнейшего тестирования, при этом для обработки использовались исходные точные данные от сервера, а не зашумленные данные игроков. На основании правил также были выделены отдельные атрибуты, которые служат входными данными для дальнейшего обучения нейронной сети. Представленное решение может применяться совместно с системами принятия решений.

Ключевые слова: интеллектуальные агенты, виртуальный футбол, мультиагентные системы, прогнозирование, машинное обучение в виртуальном футболе

I. ВВЕДЕНИЕ

Мультиагентные системы используются для решения различных задач, при этом спектр направлений использования продолжает расти. Например, онлайн-торговля, ликвидация чрезвычайных ситуаций или моделирование социальных структур. Важными характеристиками являются автономность, ограниченность представления, децентрализация. Учитывая все характеристики, агент должен быть способен принимать решения самостоятельно в зависимости от сложившихся обстоятельств. Оценка ситуации и выполняемое на его основе прогнозирование дальнейшего развития ситуации является наиболее важной проблемой создания интеллектуальных агентов. Испытательными средами для апробации новых методов в области прогнозирования и принятия решений для мультиагентного искусственного интеллекта могут служить такие платформы, как RoboCup 2D Soccer Simulation League Champion [1], RoboCup Rescue Simulation [2], среда виртуального футбола Soccer Simulation [3].

Текущие реализации оценки ситуации и дальнейшего прогнозирования не используют или слабо используют предыдущие состояния мира в своей работе. Учёт предыдущих состояний мира дополнит модель представления о мире и улучшит точность прогноза развития ситуации и принятия решений. При этом вопрос получения прогнозов высокой точности для мультиагентных систем остаётся в настоящее время открытым.

Увеличение полноты представления о текущем состоянии мира и улучшение точности прогнозирования позволяет принимать правильные решения для достижения поставленной цели конкретного агента и всей системы в целом.

В данной работе для первичной апробации предлагаемого метода использована среда виртуального футбола. Использование данной среды обуславливается её близостью к условиям реального мира, за счёт неопределённости восприятия агентом. Например, получение нечётких зашумленных данных о местоположении и скорости агентов. В единицу времени доступна информация только об объектах, находящихся в поле зрения игрока. Присутствуют вычислительные ограничения для каждого агента на поле.

II. ВОЗМОЖНЫЕ СПОСОБЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ

Обзор существующих способов решения задачи осуществлялся на основании следующих критериев:

- Оценка ситуации – объём обрабатываемых данных, который используется для дальнейшего принятия решения.
- Прогнозирование – выполнение прогнозирования местоположения, будущих действий, возможных перестроений или стратегий противника.
- Математический аппарат – метод, с помощью которого выполняется прогнозирование и/или принятие решения.
- Цели алгоритма – прогнозирование или принятие решений.
- Точность – величина соответствия распознанной тактики с реальной текущей формацией противника.

А. Искусственный интеллектуальный ассистент для прогнозирования футбольной тактики

В работе [4] описывается решение тактического ассистента – помощника по прогнозированию и улучшению футбольной тактики с использованием искусственного интеллекта. Работа уделяет особое внимание анализу угловых ударов, поскольку данные события существенно влияют на исход игры и поэтому на них акцентируется внимание в ходе подбора тактики игры для тренеров. Тактический ассистент включает в себя прогностический и генеративный компоненты, позволяющие тренерам эффективно подбирать и изучать альтернативные варианты действий игроков для каждого розыгрыша углового удара и выбирать те, которые имеют наибольшую вероятность успеха. Тактический ассистент строится на графовых нейронных сетях и состоит из трех прогнозирующих и генерирующих моделей, которые также соответствуют трем контрольным задачам, реализованным в этом исследовании.

Данное решение при прогнозировании использует «полную» оценку ситуации, т. е. использует информацию обо всех объектах на поле, например, «тренер» может выполнять эту оценку. Точность прогнозирования данного решения достигает 90–93 %.

В. Графовые нейронные сети для анализа мультиагентных пространственно-временных данных об агентах

В работе [5] представлена модель, которая прогнозирует стратегии противников с помощью машинного обучения, в данном случае с помощью графовых нейронных сетей. Узлы графа – это агенты, дуги – это какие-либо измерения, в том числе их взаимодействие друг с другом или личные характеристики агента, например, скорость или направление. Также к характеристикам можно отнести дистанцию между агентами или последующие действия игроков.

Данное решение при прогнозировании использует «локальную» оценку ситуации, т. е. агент использует только ту информацию, которую считывает с сенсоров.

С. Роль вознаграждения в формировании поведения футбольных агентов: эмпирическое исследование

В работе [6] представлена модель, которая используется как система принятия решений. Модель строится с помощью методов машинного обучения, в данном случае обучение с подкреплением. Для калибровки результата реализована функция наград. Основным критерием служат действия агента, его местоположения и перемещения. Перемещение представляет собой ряд предыдущих местоположений агента. Обучение агента производится от лица тренера, т. е. доступны данные о местоположении всех агентов на поле, а итоговая модель, используемая в процессе игры, основывается только на доступных данных для агента.

Данное решение при прогнозировании использует «полную» оценку ситуации. Решение используется как система для принятия решения.

Д. Моделирование функций оценки с помощью нейронных сетей

В работе [7] представлена модель, которая используется как система принятия решений с использованием методов машинного обучения, в данном случае дерева решений. Узлы дерева – игровые состояния, такие как местоположения агентов, скорость или возможные стратегии агентов противника. Листовые вершины – это действия агента в зависимости от игрового состояния противника. Переходы от вершины к вершине помечаются весами, которые определяются специальной функцией, в дальнейшем агенты используют данную характеристику для прогноза вероятных действий. С учётом текущего состояния мира строится вероятный путь по дереву, который является прогнозом.

Данное решение при прогнозировании использует «локальную» оценку ситуации. Точность прогнозирования достигает 90–92 %. Решение используется как система для принятия решения.

Е. Функция оценки обучения для футбольного симулятора с учётом выбора человека

В работе [8] представлена модель, которая используется как система принятия решений. Модель строится с помощью методов машинного обучения, в данном случае это деревья решений. Узлы дерева – игровые состояния, полученные после оценки ситуации на поле, например, местоположения агентов, скорость или возможные стратегии агентов противника. Листовые вершины определяется конечными действиями агентов. Ветвь – ряд последовательных действий. Каждой ветви присваивается значение оценки. Агентом выбирается ветвь, имеющая наибольшее значение оценки для текущей ситуации на поле.

Данное решение при прогнозировании использует «локальную» оценку ситуации. Точность принятия решений данного решения около 90 %. Решение используется как система для принятия решения.

Ф. Асинхронное мультиагентное обучение с подкреплением для эффективного совместного исследования с участием нескольких роботов в режиме реального времени

В статье описывается решение, основанное на полумарковском процессе и мультиагентном обучении с подкреплением. Упор делается на то, что роботы однотипны, и каждый из них ведёт децентрализованное исследование в неизвестной среде. Действия в реальном мире выполняются не мгновенно, данный факт достигается асинхронностью, как ряд атомарных операций. Пока ожидается принятие решения от сервера, каждый агент самостоятельно продолжает собирать данные и передавать информацию в общий буфер исследовательской группы. Предлагается метод коммуникации между агентами для выстраивания общей картины мира и возможной оптимизации действий, т. е. если один из роботов проводил какое-то исследование, то такое исследование уже не нужно производить другому, т. к. результат известен [9].

Данное решение при прогнозировании использует «локальную» оценку ситуации. Решение используется как система для принятия решения.

Г. Масштабируемая система распределенных роботов на основе генетической нечёткой логики для решения совместных задач

В работе [10] рассматривается подход управления роботами, в том числе прогнозирование действий агентов противника и союзников. Каждый из роботов не знает о точных планах других игроков, предсказание ведётся как для союзников, так и для противников. Управление и принятие решений происходит децентрализованно с использованием нечёткой логики, основанной на стратегии дефазификации [11]. У роботов нет отдельных ролей, агенты одинаковы по своим характеристикам. Данная однородность также облегчает масштабирование без дополнительных настроек и дополнительного обучения новых игроков.

Данное решение при прогнозировании использует «полную» оценку ситуации и обеспечивает принятие решений.

Н. Мультиагентная система с поддержкой нечеткой логики для управления городским трафиком и приоритетными линиями связи

В работе [12] представлена система оптимизации дорожного движения, основанная на мультиагентной технологии и нечеткой логике, которая направлена на управление дорожным движением, определение приоритетов для транспортных средств экстренной помощи и движения коллективных видов транспорта в умных городах. Оптимизация происходит за счёт автоматической перенастройки светофоров на перекрёстках за счёт обмена информацией между агентами. Работа каждого агента производится с поддержкой нечеткой логики для управления обычными и приоритетными линиями связи. Предложенная система была смоделирована в симуляторе [13].

Данное решение при прогнозировании использует «полную» оценку ситуации. Решение используется как система для принятия решения.

И. Выводы по итогам сравнения

Полученные модели в основном предназначены для принятия решений, без промежуточной стадии прогнозирования действий, выполняется лишь частичное прогнозирование в процессе работы, сами действия агентов не выделяются, а учитываются в процессе обучения за счёт использования дополнительных параметров, что сказывается на дальнейшем принятии решений. Модели тактического ассистента и асинхронного обучения с подкреплением наиболее близки к поставленной задаче. При этом модель тактического ассистента использует агента тренера для сбора информации и оценки ситуации, который напрямую не участвует в ходе игры. С помощью подходов нечёткой логики возможно создание моделей оценки ситуации и принятия решений. В контексте текущей задачи модель будет строиться с использованием идей нечёткой логики для оценки текущей ситуации для дальнейшего определения вероятных действий агентов противника с помощью нейронной сети, так как не всё можно описать с помощью выделенных правил.

III. ПРЕДЛАГАЕМЫЙ МЕТОД

Рассматривается прогнозирование действий агентов противника, все испытания проводили в футбольном симуляторе [14]. Метод состоит из двух основных этапов. Первый этап состоит из оценки ситуации на поле и подготовки данных для дальнейшего прогнозирования. Второй этап – это прогнозирование возможных действий агентов. На первом этапе предполагает определения текущих местоположений и направлений движений игроков и мяча, а затем с использованием правил подготовки данных для передачи на вход второму этапу. Правила выделяются с использованием подхода машины нечетких состояний из работы [15], конкретные правила описываются в разделе «Выделенные правила». На втором этапе прогнозирование осуществляется с использованием методов машинного обучения, для повышения гибкости предлагается использование глубокой нейронной сети, входные данные для которой формируются на основании уже сыгранных игр. Изначально игры обрабатываются также как и в работе [16], на основании же этой модели в дальнейшем получены стратегии агентов противника. Под стратегией в данном случае понимается определённый обобщенный паттерн поведения для всей команды противника на основе местоположения агентов, определяется общая цель команды противника на данный момент. Если для получения стратегий агентов противника обрабатывались зашумленные данные, которые получали агенты от сервера каждый такт игры, то создание обучающего набора данных для определения действий агентов противника предлагается производить за счёт данных, которые не содержат шума и генерировались напрямую сервером в ходе игры. Обучающий набор должен содержать данные о точных координатах, направлении взгляда и скорости по двум координатам каждого из агентов на протяжении всей игры, также содержит точное местоположение мяча, счёт забитых мячей команд и текущий игровой режим.

IV. ВЫДЕЛЕННЫЕ ПРАВИЛА

Предлагается распознавать 5 основных игровых действий, таких как: «удар по воротам», «передача мяча», «ведение мяча», «борьба за мяч» и пятое общее состояние, называемое «поиск мяча» или «ожидание». Для каждого из действий описан ряд правил, который позволит идентифицировать действие. Каждое правило нацелено на нахождение ключевых признаков действия в ходе игры, в том числе с учётом предыдущих состояний. Все действия строятся исходя из главной цели: забить гол и выиграть в матче. В случае с виртуальным футболом достижение этой цели основывается на владении мячом, поэтому в дальнейшем описанные правила будут строиться именно с учётом его местоположения.

А. Действие «удар по воротам»

Ключевым признаками для действия «удар по воротам» являются нахождение не более чем одного игрока в ближайшем к мячу радиусе, нахождение ворот поблизости, вычисление траектории направления движения текущего игрока, по 1–2 предыдущим тактам игры. Траектория движения должна пересекаться и не выходить за пределы области ворот. Ближайший радиус от мяча, который можно настраивать, в данном случае (и

в последующих правилах) будет считаться как 1.5 метра от мяча. Нахождение ворот поблизости можно настраивать, в данном случае считается как 15 метров от мяча, и ворота поблизости. Сам удар должен сопровождаться увеличением скорости мяча в последующие такты игры.

Формализуем с использованием нотации языка Пролог:

удар по воротам: – количество_игроков_у_мяча(1, 1),
ближайший_радиус (1.5), ворота_поблизости(15),
скорость_мяча_увеличивается.

В. Действие «передача мяча»

Ключевыми признаками для действия «передача мяча» являются нахождение не менее одного игрока в ближайшем радиусе, появлении в ближайшем или среднем от мяча радиусе агентов противоположной команды. Передача более вероятна, если в ближайшем или среднем радиусе находится союзный агент. Для подтверждения передачи учитывались последующие такты игры, в которых подтверждался адресат передачи. Средний радиус от мяча, далее средний радиус, можно настраивать, в данном случае (и в последующих правилах) будет считаться как 10 метров от мяча. Сама передача должна сопровождаться увеличением скорости мяча в последующие такты игры.

Формализуем с использованием языка Пролог:

передача мяча: – количество_игроков_у_мяча(1, 22),
ближайший_радиус(1.5), противник_в_радиусе(10),
союзник_в_радиусе(10), скорость_мяча_увеличивается.

С. Действие «ведение мяча»

Ключевым признаками для действия «ведение мяча» являются нахождение не более чем одного игрока в ближайшем радиусе на протяжении двух и более тактов игры.

Формализуем с использованием языка Пролог:

передача мяча: – количество_игроков_у_мяча(1, 1),
ближайший_радиус(1.5),
продолжительность_выполнение_действия_в_тактах_более(1)

Д. Действие «борьба за мяч»

Ключевым признаками для действия «борьба за мяч» являются нахождение более чем одного игрока в ближайшем радиусе, при этом присутствуют агенты обеих команд на протяжении двух и более тактов игры.

Формализуем с использованием языка Пролог:

передача мяча: – количество_игроков_у_мяча(1, 22),
ближайший_радиус(1.5), противник_в_радиусе (10),
продолжительность_выполнение_действия_в_тактах_более(1)

Е. Действие «поиск мяча»

Все остальные возможные действия агентов были отнесены к общему действию «поиск мяча».

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках работы решалась задача определения действий агентов в мультиагентной среде реального времени – виртуального футбола. Решение строилось на

основе данных о местоположения и передвижении игроков. В ходе работы были выделены ряд критериев, а затем на их основании рассмотрен ряд существующих решений. Далее на основании результатов выполненного сравнения аналогов предложено собственное решение, которое совмещает в себе подходы нечеткой логики, путём выделения правил, и машинного обучения для дальнейшего прогнозирования действий агентов. Дальнейшими шагами будет апробация предложенного подхода на практике и проверка качества прогнозирования действий агентов совместно с системами принятия решений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Suzuki Y., Fukushima T., Thibout L., Nakashima T., Akiyama H. Game-watching should be more entertaining: real-time application of field-situation prediction to a soccer monitor //RoboCup 2019: Robot World Cup XXIII 23. Springer International Publishing, 2019. C. 439-447.
- [2] Visser A., Nardin L.G., Castro S. Integrating the latest artificial intelligence algorithms into the RoboCup rescue simulation framework //RoboCup 2018: Robot World Cup XXII 22. Springer International Publishing, 2019. C. 476-487.
- [3] Belyaev S.A. Mathematical Model of the Player Control in Soccer Simulation //2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus). IEEE, 2021. C. 233-237.
- [4] Wang Z. et al. TacticAI: an AI assistant for football tactics //Nature communications. 2024. T. 15. №. 1. C. 1906.
- [5] Raabe D., Nabben R., Memmert D. Graph representations for the analysis of multi-agent spatiotemporal sports data //Applied Intelligence. 2023. T. 53. №. 4. C. 3783-3803.
- [6] Kim S. H., Kim J. H., Lee J. H. The Role of a Reward in Shaping Multiple Football Agents' Behavior: An Empirical Study //Applied Sciences. 2023. T. 13. №. 6. C. 3622.
- [7] Fukushima T., Nakashima T., Akiyama H. Evaluation-function modeling with neural networks for RoboCup soccer //Electronics and Communications in Japan. 2019. T. 102. №. 12. C. 40-46.
- [8] Fukushima T., Nakashima T., Akiyama H. Learning Evaluation Function for RoboCup Soccer Simulation using Humans' Choice //2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS). IEEE, 2018. C. 1416-1420.
- [9] Chao Yu, Xinyi Yang, Jiaxuan Gao, Jiayu Chen, Yunfei Li, Jijia Liu, Yunfei Xiang, Ruixin Huang, Huazhong Yang, Yi Wu, Yu Wang Asynchronous multi-agent reinforcement learning for efficient real-time multi-robot cooperative exploration // Proceedings of the 2023 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems – 2023.
- [10] Sathyan A., Cohen K., Ma O. Genetic fuzzy based scalable system of distributed robots for a collaborative task //Frontiers in Robotics and AI. 2020. T. 7. C. 601243.
- [11] Yager R. R., Zadeh L. A. (ed.). An introduction to fuzzy logic applications in intelligent systems. Springer Science & Business Media, 2012. T. 165.
- [12] Ikidid A., El Fazziki A., Sadgal M. A Fuzzy Logic Supported Multi-Agent System for Urban Traffic and Priority Link Control //JUCS: Journal of Universal Computer Science. 2021. T. 27. №. 10.
- [13] Merkuryeva G., Bolshakovs V. Vehicle schedule simulation with AnyLogic //2010 12th International Conference on Computer Modelling and Simulation. IEEE, 2010. C. 169-174.
- [14] Noda I. et al. Soccer server: A tool for research on multiagent systems //Applied Artificial Intelligence. 1998. T. 12. №. 2-3. C. 233-250.
- [15] E. V. Postnikov, S. A. Belyaev, A. V. Ekalo and A. A. Shkulev Application of fuzzy state machines to control players in virtual soccer simulation //2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus). IEEE, 2019. C. 291-294.
- [16] Petrunenko D. A., Belyaev S. A. Prediction of the Opponents Actions in Soccer Simulation based on Location of Players //2024 XXVII International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM). IEEE, 2024. C. 299-303.