

Модель агента-игрока робофутбольной команды

Введение

Долгое время игра компьютера в шахматы рассматривалась в качестве полигона по отработке методов теории искусственного интеллекта. После победы суперкомпьютера Deep Blue над Каспаровым возникло предложение выбрать игру в футбол как задачу, которая может на ближайшие десятилетия стать аналогичным полигоном. Более того, поставлена честолюбивая задача – на чемпионате мира в 2050г. команда роботов должна победить команду людей-футболистов. Начиная с 1997г. проходят чемпионаты мира среди роботов-футболистов (Robocup, FIRA). Сейчас они проводятся в нескольких лигах, одна из которых – компьютерное моделирование игры (соревнование алгоритмов). Так же имеется практика проведения чемпионатов по компьютерному моделированию игры в футбол и на территории СНГ.

Как ни странно, но для компьютера игра в футбол является значительно более сложной, чем игра в шахматы. Она происходит в реальном времени, в реалистичных физических условиях, при неполной информации. К тому же, имеет значительно большее число комбинаторных вариантов при принятии решения в силу своей непрерывности. Построение живого робота-футболиста требует решения многих задач, начиная от компьютерного зрения и распознавания образов до координации и управления группой роботов. Компьютерное моделирование роботов футболистов концентрируется на вопросах стратегического и тактического управления группой объектов в реальном времени находящихся во внешнем, изменяющемся окружении - так называемые мультиагентные системы. Эти задачи находят многочисленные применения в военных приложениях, спасательных операциях, мониторинге экологической ситуации микророботами, а так же является неотъемлемой частью исследовательской работы множества лабораторий, занимающихся вопросами коллективного поведения и искусственного поведения.

1. Мультиагентный подход

В имитационном моделировании существует несколько парадигм – постановок проблем и подходов к их решению, используемых в качестве “каркаса” при построении и анализе моделей. Можно выделить четыре достаточно различные системы взглядов: динамические системы, системная динамика, дискретно-событийное моделирование, мультиагентные модели.

Эти парадигмы различаются не столько областями применения, сколько концепциями и взглядами на проблему и подходами к решению проблемы. Очень часто приверженцы одной парадигмы считают, что “правильные” постановка и решение проблем имитационного моделирования возможны только в рамках концепций и методик именно этой парадигмы. Например, апологеты моделирования и анализа динамических систем считают, что остальные подходы “не совсем” научны, либо они являются частным случаем представления и анализа систем в виде систем алгебро-дифференциальных уравнений. В действительности, каждая из парадигм имеет право на жизнь, их использование определяется только целью моделирования и связанным с этой целью выбранным уровнем абстракции при решении проблем.

Новое, недавно возникшее направление в имитационном моделировании – так называемое агентное (мультиагентное) моделирование (“agent-based modeling”), имеет свои особенности. Агентная модель представляет реальный мир в виде многих отдельно специфицируемых активных подсистем, называемых агентами. Каждый из агентов

взаимодействует с другими агентами, которые образуют для него внешнюю среду, и в процессе функционирования может изменить как внешнюю среду, так и свое поведение. Обычно в таких системах не существует глобального централизованного управления, агенты функционируют по своим законам асинхронно.

Для построения модели робота-футболиста будет использоваться именно мультиагентный подход. Конечно, первоначально это обусловлено программами-серверами, предоставляющими среду моделирования. Но на самом деле мультиагентный подход помогает преодолевать множество нерешаемых проблем, возникающих при обычном моделировании, такие как взаимодействие объектов на основе выработанного поведения, в зависимости от внешних условий, коллективное решение одной задачи, реализация общей стратегии, предсказание и так далее.

2. Концепция виртуального агента-игрока

Не смотря на то, что на сегодняшний день существует множество соревнований по симуляции, моделирование в которых осуществляется на основе собственной реализации сервера, существует общая модель агента-игрока. Для внешней среды каждый агент представляет собой черный ящик, который получает входную информацию (внешние воздействия), обрабатывает их, и производит воздействие на окружающую среду — какое-либо действие (рис. 2.1).

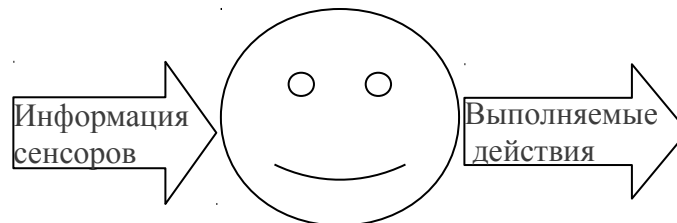


Рисунок 1 - Представления агента для среды моделирования

Для того что бы правильно формировать выполняемые действия, агенту необходимо сформировать представление об окружающей среде. Для этого, необходимо классифицировать виды входной информации. Так как моделирование среды основано на приближенных к реальности условиях, то все входные данные агент получает со своих виртуальных сенсоров. Поэтому входную информацию можно разделить на следующие виды:

- машинное зрение (детектирование объектов на поле)
- слуховые сенсоры (услышать сообщение партнера по команде)
- различные сенсоры, для определения местоположения соперников, партнеров по команде и мяча. А так же разметки поля и ворот.

На основе вышеописанных входных данных игрок строит свою модель мира и предпринимает какие-либо действия в соответствии с поставленной перед ним задачей. Отсюда следует что входной набор данных неоднозначно определяет последующее действие. А только совокупность прошедших действий на поле в сумме с командной стратегией и специализацией игрока дают выходное воздействие.

На основе входных воздействий робот-футболист выполняет различные действия (если агент не произвел никакого действия в данный момент времени это так же считается действием). Действия игрока можно классифицировать следующим образом:

- физическое действие (бег, поворот, удар по мячу и т.д.)
- передать какую-либо информацию другому игроку или всей команде (как правило текстовое сообщение)

Не смотря на кажущуюся простоту воздействий на смоделированный окружающий мир, множество вариантов очень велико. Такое количество вариантов, в свою очередь, определяет уровень сложности поставленной перед игроком задачи — его тактики.

Поэтому каждый виртуальный агент должен обладать системой принятия решений, как на основе общей цели, так и на основе собственных прогнозов.

3. Модуль агента-игрока и их взаимодействие

Не смотря на то, что сам по себе модуль будет являться агентом, необходимо определить его составные части. Основываясь на распространенных средах моделирования робофутбола можно выделить структуру, отображенную на рис. 3, описывающую модель робота-игрока. Управление ударом, анализ визуальной информации, расшифровка звуковой информации и управление бегом являются низкоуровневой функциональностью агента. Не смотря на кажущуюся простоту структурных единиц, существует множество подводных камней, встречающихся в некоторых из симуляционных сред. Одна из самых серьезных проблем — вносимые помехи. Помехи, сами по себе вносятся сервером, а так же как результат работы алгоритмов считывания и обработки данных, присылаемых с сервера. В связи с этим, для более точной обработки данных, одним из распространенных способов является применение искусственных нейронных сетей (ИНС), с помощью которых можно быстро и достаточно точно получать «предсказания» будущего поведения окружающей среды. Ещё одним важным преимуществом ИНС является их работоспособность при минимальном количестве входных данных.



Рисунок 2 - Структура модуля агента-игрока

Функциональная часть модуля «тактика игрока» является самой важной и наиболее сложной, а значит и самой неопределенной, в плане реализации. При реализации мультиагентного подхода можно встретить множество различных архитектур агентов-игроков, многие из которых не имеют родственных корней. Но проанализировав многие из модулей, можно выделить некоторые подходы, наиболее популярные среди разработчиков:

- ИНС;
- нечеткая логика;
- обучение с подкреплением.

Задача управления агентом может быть решена с помощью ИНС. В настоящий момент новым веянием в науке является применение модели спайковых нейронных сетей. Их

особенностью является максимальное приближение к реакции нейрона человека, используемой в функции активации, которая зависит так же от времени. Тем самым, на основе нейронных систем данного типа можно строить сложные системы взаимодействия с окружающей средой. Не смотря на хорошую адаптивность систем, построенных на ИНС, их обучение до сих пор остается довольно трудоемкой задачей.

Применение методов нечеткой логики предоставляет мощный аппарат для манипулирования агентом в среде. Поведение объектов в окружающей среде описывается настраиваемым набором правил. Адаптация правил происходит в процессе обучения агента с учетом поставленных целей.

Одним из самых эффективных методов для обучения виртуальных агентов является подкрепляющее обучение. Его основы, построенные на методе поощрения и наказания, формируют поведение агента в зависимости от входных данных (расположение игроков и мяча, их направления движений, режиме нападения или защиты команды), и произошедших событий на поле (забитый гол, оффсайд, нарушение правил). При правильном задании ограничений для агента и назначении за них наказаний, агент самостоятельно обучается поведению в окружающей среде и, как показывает практика, находит оптимальное решение поставленных задач.

Так же очень популярным является применение разнообразных алгоритмов на графах, геометрических методов (Делонова триангуляция) и других в подходе к решению задачи.

Но не смотря на множество методов и подходов, одним из важных аспектов при проектировании виртуального агента-футболиста, является синтез нескольких различных решений. Тем самым слабые стороны одних методов компенсируются сильными сторонами других.

Список использованных источников

1. Noda, I., Matsubara, H.: Soccer server and researches on multi-agent systems. In Kitano, H., ed.: Proceedings of IROS-96 Workshop on RoboCup. (Nov. 1996) 1–7
2. Peter S. Layered Learning in Multi-agent System [D]. Pittsburgh: school of computer science, Carnegie Mellon University, 1998.
3. M. Riedmiller and Artur Merke, “ Using machine learning techniques in complex multiagent domains,” In I. Stamatescu, W. Menzel, M. Richter and U. Ratsch, editors, Perspectives on Adaptivity and Learning, LNCS, Springer, 2002.