

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)
Кафедра МОЭВМ

ОТЧЕТ
по научно-исследовательской работе
Тема: Разработка программы оценки ситуации в
мультиагентной среде

Студент гр. 7304

Петруненко Д.А.

Руководитель

Беляев С.А.

Санкт-Петербург

2022

ЗАДАНИЕ
НА НАУЧНО ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКУЮ РАБОТУ

Студент Петруненко Д.А.

Группа 7304

Тема НИР: Разработка программы оценки ситуации в мультиагентной среде

Задание на НИР:

Разработка программы определения стратегии команды противника в среде виртуального футбола

Сроки выполнения НИР: 01.02.2022 - 09.06.2022

Дата сдачи отчёта: 09.06.2022

Дата защиты отчёта: 09.06.2022

Студент	_____	Петруненко Д.А.
---------	-------	-----------------

Руководитель	_____	Беляев С.А.
--------------	-------	-------------

АННОТАЦИЯ

В данной работе рассмотрена актуальность проблемы прогнозирования и определения тактики команды противника в среде виртуального футбола. На основании результатов анализа аналогов в прошлом семестре разработана математическая модель и архитектура программы для определения тактики команды противника на каждом такте игры с учётом как видимых игроков, так и недавно исчезнувших из поля зрения. Выполнено обработка и разметка данных о нескольких сыгранных матчах. Далее с использованием полученных данных выполнено построение различных макетов программы определения стратегии противника. Описан план работ на осенний семестр.

SUMMARY

In this paper, the relevance of the problem of forecasting and determining the tactics of the opposing team in the virtual football environment is considered. Based on the results of the analysis of analogs in the last semester, a mathematical model and architecture of the program were developed to determine the tactics of the opposing team at each stroke of the game, taking into account both visible players and recently disappeared from view. Processing and marking of data on several matches played has been performed. Further, using the data obtained, the construction of a layout of the algorithm for determining the tactics of the enemy was carried out. The work plan for the fall semester is described.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	5
Постановка задачи.....	7
1. РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ В ВЕСЕННЕМ СЕМЕСТРЕ.....	9
1.1 Выбор метода определения текущей тактики противника	9
1.2 Математическая модель для видимых объектов.....	9
1.3 Математическая модель для невидимых объектов.....	11
1.4 Архитектура программы.....	12
1.4.1 Архитектура модуля определения стратегии противника для видимых объектов.....	12
1.4.2 Архитектура модуля определения стратегии противника для недавно исчезнувших из поля зрения объектов	13
1.4.3 Общая архитектура определения стратегии противника на текущем такте игры	14
1.5 Use-case диаграмма.....	15
1.6 Обработка и разметка данных игры	16
1.7 Прототип программы определения тактики противника	17
2. ПЛАН РАБОТЫ НА ОСЕННИЙ СЕМЕСТР.....	21
Заключение	22
Список использованных источников	23
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Отзыв руководителя.....	26

ВВЕДЕНИЕ

Искусственный интеллект решает различные задачи по своему характеру. Поэтому существуют различные по своему предназначению платформы, на которых ведётся разработка или исследование. Для научных исследований в области искусственного интеллекта существуют, например, Gym OpenAI, GVGAI. Для проведения соревнований, например, RoboCup 2D Soccer Simulation League Champion [1], RoboCup Rescue Simulation [2]. Соревновательная среда виртуального футбола Soccer Simulation [3] позволяет приблизить моделирование к реальному миру. Так как среда обладает высокой динамичностью, информационной шумностью, неполнотой, проблемами принятия решений и множеством агентов. Поэтому данная среда используется для различных исследований многоагентных систем.

Среда виртуального футбола подразумевает постоянное противодействие команде противника во время игры. При этом для данного противодействия и достижения основной цели – выиграть игру, забив больше мячей, чем противник, используются различные стратегии. При этом применение той или иной стратегии выполняется на основании текущего состояния мира. При выборе подходящей стратегии выполняется прогнозирование вероятных действий противника и его местоположения. Также выбор должен зависеть и от текущей стратегии противников. Стратегия противников может определяться на основании оценки действий противников на протяжении ряда игр[4], оценке действий на текущем такте игры[5], агентом-тренером, который оценивает положения всех игроков на поле, а затем сообщает о сделанных выводах игровым агентам [6, 7], оценке местоположений других агентов текущим игроком [8, 9,10]. Учёт предыдущих тактов игры и прогнозирование будущих местоположений и действий противника позволяют обогатить модель текущего состояния мира, на основе чего сделать более точное определение стратегии противника и выбор собственной стратегии.

К действиям противника можно отнести удары по воротам, передачи, перехват мяча и ведение мяча. Такие действия, как движения на перехват и ведение мяча возможно распознать определением местоположений агента и мяча за определённый промежуток времени. Причём этот промежуток времени ограничивается небольшим значением тактов, так как среда виртуального футбола очень динамична. Определение местоположения объектов на поле возможно различными методами: методы, использующие только текущее местоположении агентов и статические объекты поля (такие как флаги, линии, ворота), навигация по ближайшему флагу и дальней линии и навигация по двум ближайшим флагам и дальней линии [11], методы, использующие, кроме текущего состояния мира, также и предыдущие для корректировки определения местоположения, навигация с использованием фильтра Калмана [11-13], методы, использующие вероятностные предположения, а затем выполняющие уточнения этих предположений, навигация с использованием фильтра частиц[11, 12] и Метод RFS (случайных конечных множеств)[14]. При этом все перечисленные методы используют данные только о видимых объектах. Попытка обогатить модель текущего такта игры учётом агентов, которые недавно исчезли из поля зрения, представлена в статье [16].

Также выделяется и то, что текущему агенту неизвестны и собственные координаты, которые необходимо вычислять основываясь на статических объектах поля (используются те же объекты, что и в методах использующие только текущее местоположении агентов).

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В многоагентных средах от оценки ситуации и выполняемое на её основе планирование действий является наиболее важной проблемой создания интеллектуальных агентов. В частности, в одной из многоагентных сред Soccer Simulation [3] планирование осуществляется на основе данных, поступающих от сенсоров агентов. При этом оценка ситуации может быть дополнена и данным прогнозирования, выполненного для агентов, недавно исчезнувших из поля зрения. От правильной оценки ситуации и текущей тактики противников зависит исход игры, так как на основе планирования выполняется выбор тактики действий в игре. Существующие решения используют для выполнения оценки информацию о видимых объектах, прогнозирования будущих действий противника, но при этом поведение невидимых объектов для них неизвестно. Учёт их поведения дополнит модель представления о мире и улучшит точность прогноза развития ситуации на поле. За счёт получения более точной модели представления о мире возможно более точно определять текущую тактику противника. Поэтому решением данной проблемы является создание программы, которая способна на основе данных, поступающих как от сенсоров, так и полученных в результате прогнозирования координат как для видимых игроков, так и для недавно исчезнувших из поля зрения игроков, определять тактику игры оппонентов в настоящий момент времени.

Цель: Разработка программы, которая способна на основе данных, поступающих как от сенсоров, так и полученных в результате прогнозирования координат для игроков недавно исчезнувших из поля зрения, определять тактику игры оппонентов в настоящий момент времени.

Для решения поставленной проблемы необходимо решить следующие задачи:

- Выбор метода определения текущей тактики противника.

- Разработка математической модели для выполнения прогнозирования и определения текущей тактики противника как для видимых, так и для невидимых агентов.
- Разработка архитектуры построенной на основании созданной математической модели.
- Создание программы, основанной на разработанной математической модели и архитектуры.
- Корректировка получаемых результатов – уменьшение погрешности прогнозирования действий, увеличение точности классификации стратегии.

1. РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ В ВЕСЕННЕМ СЕМЕСТРЕ

1.1 Выбор метода определения текущей тактики противника

На основании результатов анализа аналогов в прошлом семестре [18] в контексте текущей задачи построение модели будет основываться на методе представленном в Opponent Formation Identification Based on Position Information [6].

1.2 Математическая модель для видимых объектов

Для формализации сформулируем задачу определения стратегии для видимых объектов в виде математической модели, представленной формулой (1):

$$M = (I, P, C, L, H, A, F, O), \quad (1)$$

где I – входные данные, поступающие от сервера. Входные данные приставлены в виде формулы (2). В этих данных содержится информация о видимых статических (флаги, линии, ворота) и динамических объектах (мяч, другие игроки) на поле.

$$I = \{<f, l, g, b, a>\}, \quad (2)$$

где f – множество полученных видимых флагов, l – множество полученных видимых линий, g – множество видимых флагов ворот, b – множество положений мяча, состоящее из одного элемента, a – множество видимых агентов.

Функция обработки входных данных и вычисления координат агента, координат видимых объектов для агента представлена формулой (3).

$$P:I \rightarrow C \quad (3)$$

Вычисленные данные для динамических объектов данного такта игры представлены формулой (4), где k – множество координат (x, y) , d – направление движения, s – скорость движения, для каждого динамического объекта.

$$C = P(I) = \{<k, d, s>\} \quad (4)$$

Сохранённые данные предыдущих вычислений на короткий период актуальности информации представлены формулой (5), где k – множество

координат (x, y) , d – направление движения, s – скорость движения, c – стратегия действий предыдущих тактов игры для каждого агента.

$$L = \{ \langle k, d, s, c \rangle \} \quad (5)$$

Функция анализа полученных данных (6), которая выполняет анализ текущего состояния мира для текущего агента, используя данные о текущем состоянии мира и предыдущих вычисленных состояний.

$$H: C, L \rightarrow A \quad (6)$$

Данные о текущем состоянии мира (7), где k – множество координат (x, y) , d – направление движения, s – скорость движения, c – стратегия действий предыдущих тактов игры для каждого агента, a – множество действий агентов, каждый элемент из которого представляют собой (n, m) , где n – действие, m – вероятность данного действия.

$$A = \{ \langle k, d, s, c, a \rangle \} \quad (7)$$

Функция анализа полученных данных (8), которая выполняет определение текущей стратегии агента и прогнозирование, используя проанализированное текущее состояние мира.

$$F: A \rightarrow O \quad (8)$$

Выходные данные содержат информация о местоположении видимых объектов, направлении движения, скорости для текущего такта и прогноз действий для каждого из объектов (см. формулу 9).

$$O = F(C) = \{ \langle k, d, s, c, a, h, p \rangle \}, \quad (9)$$

где k – вычисленные координат для динамических объектов текущего такта игры, d – направление движения, s – скорость движения, c – стратегия действий предыдущих тактов игры, a – множество действий агентов, каждый элемент из которого представляют собой (n, m) , где n – действие, m – вероятность данного действия, h – определённая стратегия для текущего такта игры, p – прогноз действий для видимых объектов, т.е. предположение о дальнейшем перемещении данных объектов.

1.3 Математическая модель для невидимых объектов

Для формализации сформулируем задачу определения стратегии для недавно исчезнувших из вида объектов в виде математической модели, представленной формулой (10):

$$M = (L, P, A, F, O), \quad (10)$$

Сохранённые данные предыдущих вычислений на короткий период актуальности информации представлены формулой (11), где l – множество координат (x, y) , t – направление движения, o – скорость движения, h – стратегия действий для такта игры для каждого агента.

$$L = \{<l, t, o, h>\} \quad (11)$$

Функция вычисления вероятного местоположения и предполагаемых действий агента на основании предыдущих состояний мира (12).

$$P: L \rightarrow A \quad (12)$$

Вычисленные данные для текущего состояния мира для каждого агента, который недавно пропал из поля зрения, представлены формулой (13), где k – множество координат (x, y) , d – направление движения, s – скорость движения, c – стратегия действий для предыдущих тактов игры каждого агента, a – множество действий агентов, каждый элемент из которого представляют собой (n, m) , где n – действие, m – вероятность данного действия.

$$A = \{<k, d, s, a>\} \quad (13)$$

Функция анализа спрогнозированных данных (14), которая выполняет определение возможной текущей стратегии агента и прогнозирование, используя данные о предполагаемом состоянии мира текущего такта игры и предыдущих вычисленных состояний.

$$F: L, A \rightarrow O \quad (14)$$

Выходные данные содержат информация о местоположении недавно пропавших из поля зрения агентов, направлении движения, скорости для текущего такта и прогноз действий для каждого из агентов (см. формулу 15).

$$O = F(C) = \{<k, d, s, h, a, p>\}, \quad (15)$$

где k – вычисленные координат для динамических объектов текущего такта игры, d – направление движения, s – скорость движения, h – определённая стратегия для текущего такта игры, a – множество действий агентов, каждый элемент из которого представляют собой (n, m) , где n – действие, m – вероятность данного действия p – прогноз действий для видимых объектов, т.е. предположение о дальнейшем перемещении данных объектов.

1.4 Архитектура программы

1.4.1 Архитектура модуля определения стратегии противника для видимых объектов

Структура вычисления местоположения видимых объектов и построение прогноза для действий и стратегии игрока включает в себя следующую последовательность действий:

- обработка информации о текущем такте работы для получения координат видимых динамических объектов;
- взаимодействие с хранилищем состояний для использования информации о предыдущих тактах работы;
- анализ текущего состояния мира и выполнение прогнозирования вероятных будущих действий и стратегии;
- сохранение информации о текущем состоянии.

Данная последовательность действий может рассматриваться как базовый набор компонентов архитектуры. При этом компоненты включают в себя специфические модули:

- Компонент обработки информации, поступившей от сенсора, выполняет получение и обработку информации, вычисление координат для всех видимых объектов с использованием фильтра Калмана, а также уточнение местоположения агента, при недостаточности информации от сервера.

- Компонент взаимодействия с хранилищем информации о предыдущих состояниях выполняет уточнение информации о действиях агентов.

- Компонент прогнозирования осуществляет анализ текущего состояния мира с использованием информации о текущем и предыдущих тактах работы, выполнение прогнозирования вероятных будущих действий и стратегии агентов.

Компонент сохранения информации о текущем такте работы выполняет сохранение данных о текущем состоянии игры, контроль и удаление информации о тактах работы, которые более не входят в фиксированный промежуток времени.

1.4.2 Архитектура модуля определения стратегии противника для недавно исчезнувших из поля зрения объектов

Структура вычисления местоположения видимых объектов и построение прогноза для действий и стратегии игрока включает в себя следующую последовательность действий:

- обработка информации о текущем такте работы определения и уточнения положения текущего агента и уточнение местоположения исчезнувших из вида объектов;

- взаимодействие с хранилищем состояний для использования информации о предыдущих тактах работы;

- анализ текущего состояния мира и выполнение прогнозирования вероятных будущих действий и стратегии;

- сохранение информации о текущем состоянии.

Данная последовательность действий может рассматриваться как базовый набор компонентов архитектуры. При этом компоненты включают в себя специфические модули:

- Компонент обработки информации, поступившей от сенсора, выполняет получение и обработку информации, вычисление местоположения

текущего агента, при недостаточности информации от сервера, с использованием фильтра Калмана, а также уточнение местоположения агентов, которые недавно исчезли из поля зрения с использованием хранилища предыдущих состояний.

- Компонент взаимодействия с хранилищем информации о предыдущих состояниях выполняет уточнение информации о действиях агентов.

- Компонент прогнозирования осуществляет анализ текущей ситуации на основе выполненного уточнения текущего состояния мира и предыдущих тактах работы, прогнозирование вероятных будущих действий и стратегии агентов.

Компонент сохранения информации о текущем такте работы выполняет сохранение данных о текущем состоянии игры, контроль и удаление информации о тактах работы, которые более не входят в фиксированный промежуток времени.

1.4.3 Общая архитектура определения стратегии противника на текущем такте игры

Общая архитектура определения стратегии игры противника на текущем такте игры представлена на рисунке 1. Пунктирные стрелки обозначают запрос и\или передачу данных между модулями, сплошные стрелки обозначают обращение к функциям модуля.

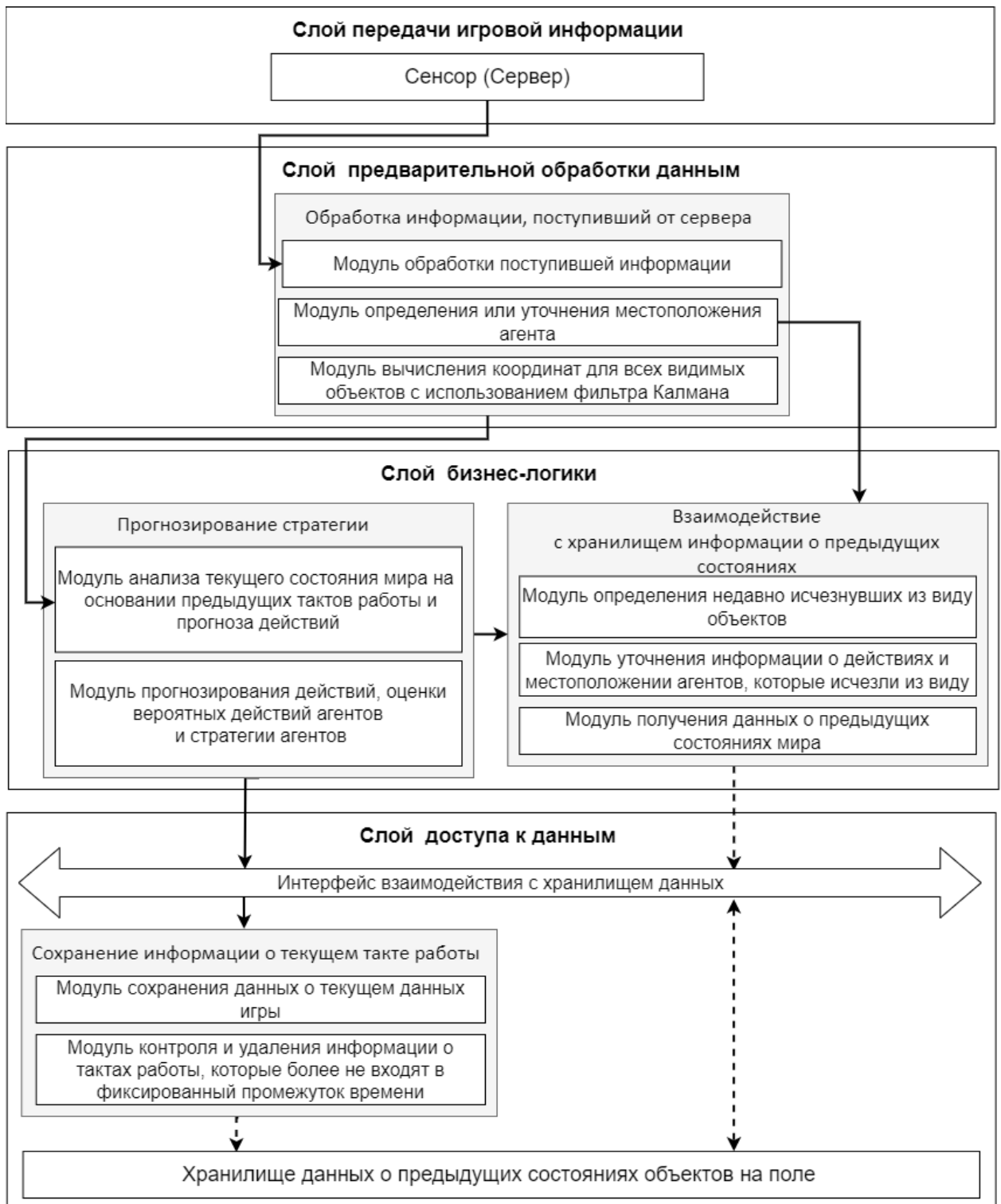


Рисунок 1. Архитектура определения стратегии противника на текущем такте игры

1.5 Use-case диаграмма

Use-case диаграмма использования программы представлена на рисунке 2.

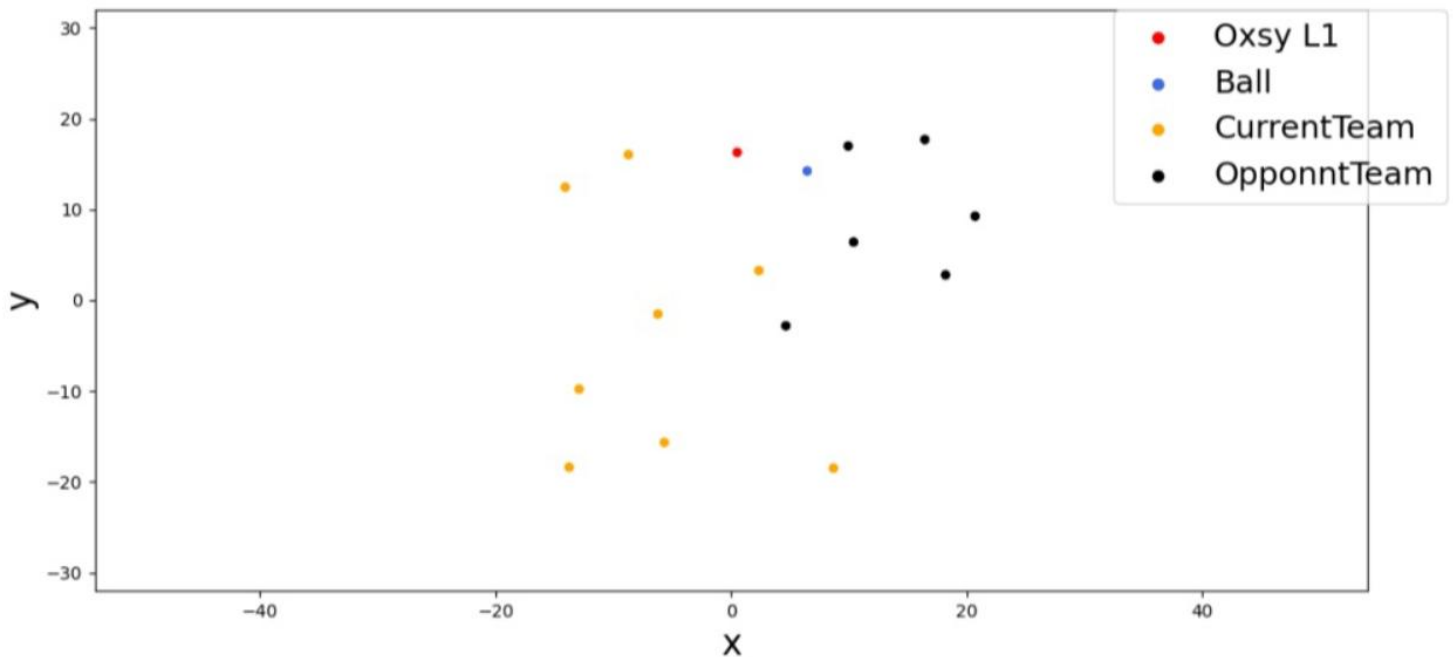


Рисунок 3. Схематичное представление поля для одного такта игры

Используя данное схематичное представление такта игры и полученное разбиение поля на области, выполнялась разметка данных.

1.7 Прототип программы определения тактики противника

Исходный код программы разрабатываемой программы размещён по ссылке [20]. С использованием размеченных данных выполнено обучение нейронных сетей различной конфигурации. Прототипом послужила конфигурация нейронной сети выбранного метода Opponent Formation Identification Based on Position Information [6]. Составлены три варианта макетов моделей.

Первая модель повторяет модель из выбранного метода. Конфигурация модели представлена в таблице 1. Все слои являются полносвязными. Количество нейронов во входном слое равно входному вектору параметров, в нашем случае равное 49. Второй слой по количеству нейронов в два раза больше входного размера. Выходной слой равен количеству стратегий, которые определяются сетью.

Таблица 1. Архитектура первой нейросети

Слой	Параметры	Активация
Dense	units= number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= number class	sigmoid

Первая модель нейронной сети для трёх наиболее многочисленных классов, полученных при разметке, на 75 итерациях позволяет получить точность около 93-95%. Результаты на рисунке 4.

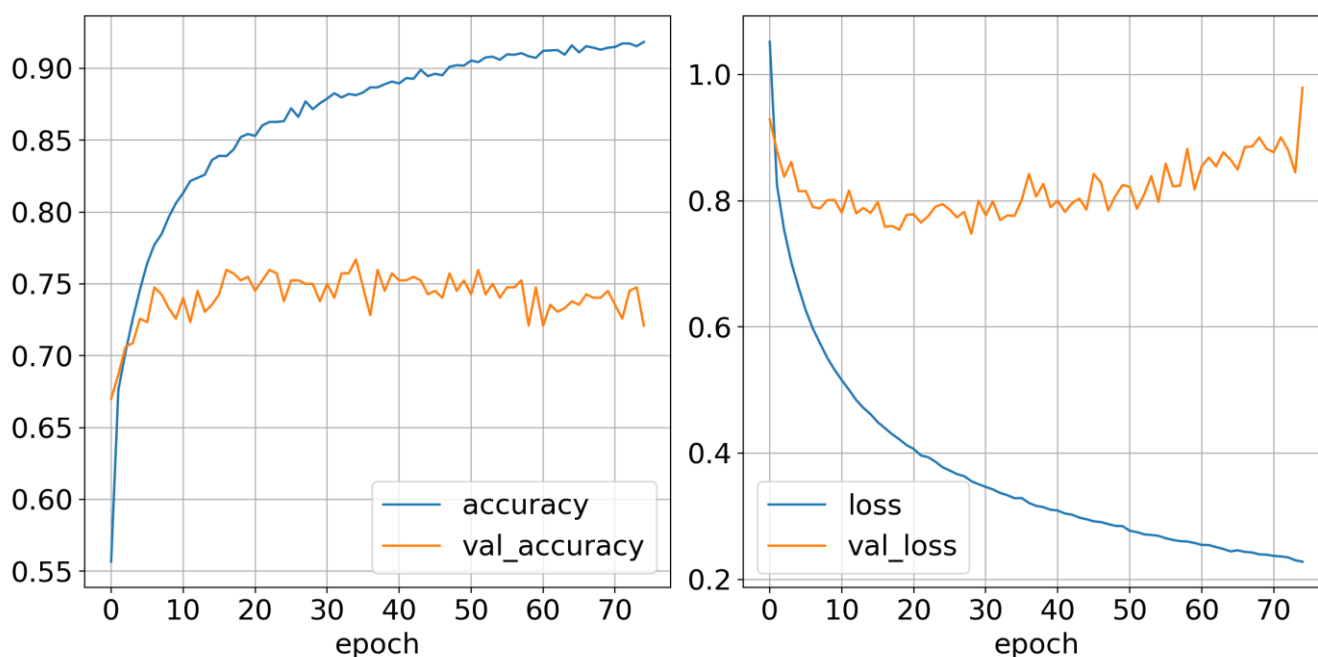


Рисунок 4. Характеристики работы первой модели

Следующие две модели модифицируются добавлением между входным и выходным слоем трёх и пяти полносвязных, с функцией активации relu. Количество нейронов в каждом из слоёв в два раза больше размера входного вектора. Конфигурация моделей два и три представлены в таблице 2 и таблице 3 соответственно.

Таблица 2. Архитектура второй нейросети

Слой	Параметры	Активация
Dense	units= number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= number class	sigmoid

Таблица 3. Архитектура третьей нейросети

Слой	Параметры	Активация
Dense	units= number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= 2 * number of grid	relu
Dense	units= number class	sigmoid

Вторая модель нейронной сети для трёх наиболее многочисленных классов, полученных при разметке, на 75 итерациях позволяет получить точность около 95-97%. Результаты на рисунке 5.

Третья модель нейронной сети для трёх наиболее многочисленных классов, полученных при разметке, на 75 итерациях позволяет получить точность около 95-97%. Результаты на рисунке 6.

Данные, используемые при обучении, размечены для случая видимых игроков на текущем такте игры. К распознаваемым стратегиям отнесены «атака по центру поля», «нападение на ворота с центра поля», «Атака из верхнего угла поля у наших ворот».

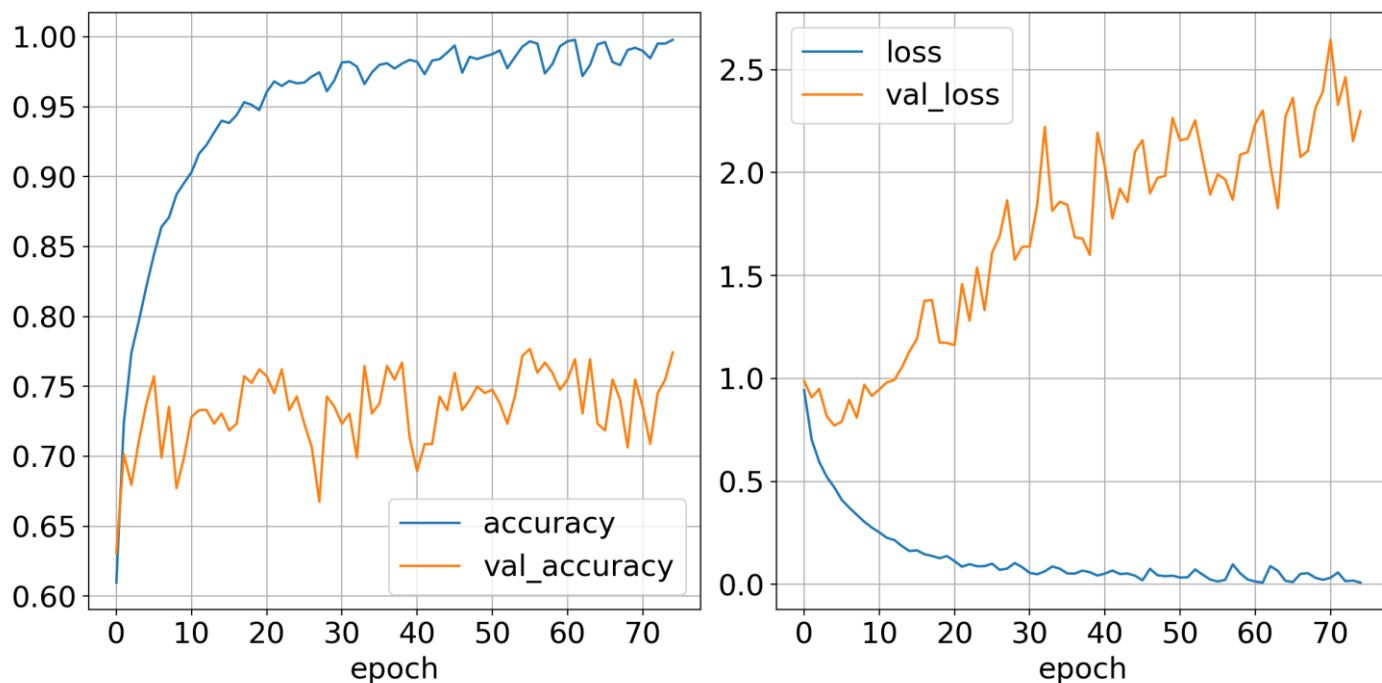


Рисунок 5. Характеристики работы второй модели

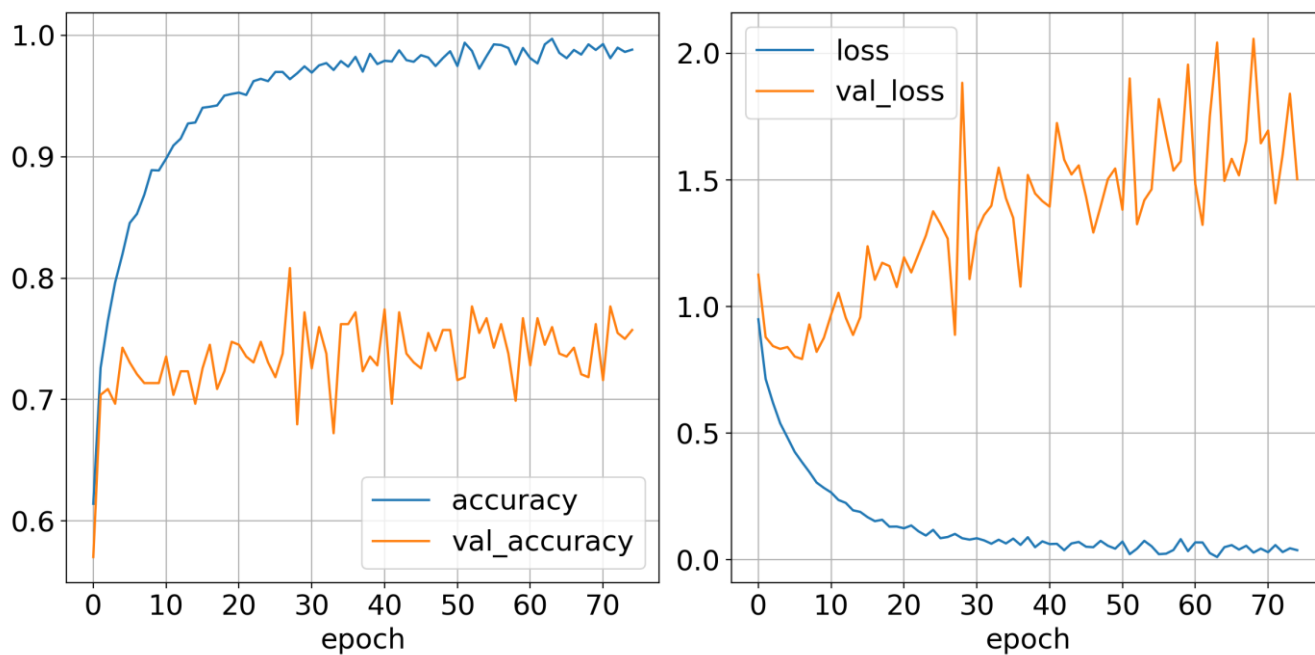


Рисунок 6. Характеристики работы третьей модели

2. ПЛАН РАБОТЫ НА ОСЕННИЙ СЕМЕСТР

План работы на осенний семестр представлен в табл. 4.

Таблица 4 – План работы на осенний семестр.

Период	Задача
10.06. – 01.08 2022	Обработка большого числа игр и расширение базы размеченных данных для видимых игроков
01.08. – 01.11 2022	Обработка и разметка данных для недавно исчезнувших игроков из поля зрения
01.11. – 15.11 2022	Доработка модуля определения стратегии для видимых игроков на текущем такте работы
15.11. – 01.12 2022	Доработка модуля определения стратегии с учётом недавно исчезнувших из поля зрения игроков на текущем такте работы
01.12. – 31.12 2022	Корректировка точности получаемых результатов

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе работы за весенний семестр выполнено построение математической модели для видимых и недавно исчезнувших из вида игроков на основании метода, выбранного в процессе обзора аналогов. Спроектирована архитектура программы определения стратегии противников и прогнозирование будущих действий игроков. Представлена use-case диаграмма возможного использования создаваемой программы.

Был создан первичный обучающий набор данных для апробации макета программы для определения стратегии противника. Так как обучение нейронной сети лежит в основе метода определения стратегии, данная апробация является важным шагом по достижению к цели научно-исследовательской работы. Также описаны результаты апробации нескольких моделей нейронных сетей.

В весеннем семестре предполагается расширение обучающего набора данных для возможности определения большего числа стратегий противника, как для видимых игроков, так и для недавно исчезнувших из поля зрения агентов. Планируется также дообработка модуля определения стратегии противника с учётом недавно исчезнувших из поля зрения игроками.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Suzuki Y., Fukushima T., Thibout L., Nakashima T., Akiyama H. (2019) Game-Watching Should be More Entertaining: Real-Time Application of Field-Situation Prediction to a Soccer Monitor. In: Chalup S., Niemueller T., Suthakorn J., Williams MA. (eds) RoboCup 2019: Robot World Cup XXIII. RoboCup 2019. Lecture Notes in Computer Science, vol 11531. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-35699-6_35
2. Visser A., Nardin L.G., Castro S. (2019) Integrating the Latest Artificial Intelligence Algorithms into the RoboCup Rescue Simulation Framework. In: Holz D., Genter K., Saad M., von Stryk O. (eds) RoboCup 2018: Robot World Cup XXII. RoboCup 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol 11374. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-27544-0_39.
3. Akiyama H., Nakashima T. (2014) HELIOS Base: An Open Source Package for the RoboCup Soccer 2D Simulation. In: Behnke S., Veloso M., Visser A., Xiong R. (eds) RoboCup 2013: Robot World Cup XVII. RoboCup 2013. Lecture Notes in Computer Science, vol 8371. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-44468-9_46.
4. Fukushima T., Nakashima T., Akiyama H. Evaluation-function modeling with neural networks for RoboCup soccer //Electronics and Communications in Japan. – 2019. – Т. 102. – №. 12. – С. 40-46.
5. Кулинич А. А. Модель командного поведения агентов (роботов): когнитивный подход //Управление большими системами: сборник трудов. – 2014. – №. 51.
6. Fukushima T., Nakashima T., Akiyama H. Online opponent formation identification based on position information //Robot World Cup. – Springer, Cham, 2017. – С. 241-251.
7. Riley, P., Veloso, M.: Recognizing Probabilistic Opponent Movement Models. In: Birk, A., Coradeschi, S., Tadokoro, S. (eds.) RoboCup 2001. LNCS (LNAI), vol. 2377, pp. 453–458. Springer, Heidelberg (2002)

8. Pourmehri S., Dadkhah C. An overview on opponent modeling in RoboCup soccer simulation 2D //Robot Soccer World Cup. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2011. – С. 402-414.
9. Akiyama H. et al. 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. – С. 1416-1420
10. Ayanegui-Santiago, H.: Recognizing Team Formations in Multi-agent Systems: Applications in Robotic Soccer. In: Computational Collective Intelligence. Semantic Web, Social Networks and Multiagent Systems, pp. 163–173 (2009)
11. Пантелеев М. Г., Салимов А. Ф. Анализ алгоритмов навигации интеллектуального агента в виртуальном футболе. //Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. – 2020. – Т. 1 – С. 60-70.
12. Дубровин Ф. С., Щербатюк А. Ф. Исследование некоторых алгоритмов одноплатформенной мобильной навигации АНПА: результаты моделирования и морских испытаний. //Гироскопия и навигация. – 2015. – №. 4. – С. 160-172.
13. Кучерский Роман Владимирович, Манько Сергей Викторович Алгоритмы локальной навигации и картографии для бортовой системы управления автономного мобильного робота //Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – Т. 3 – С. 13-22.
14. Cano P., Ruiz-del-Solar J. (2017) Robust Tracking of Multiple Soccer Robots Using Random Finite Sets. In: Behnke S., Sheh R., Sarmel S., Lee D. (eds) RoboCup 2016: Robot World Cup XX. RoboCup 2016. Lecture Notes in Computer Science, vol 9776. Springer, Cham.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-68792-6_17.

15. D.A. Petrunenko, S.A. Belyaev. Determining the Location of Players in Virtual Soccer // Software Journal: Theory and Applications. 2021. Vol. 2. Pp.1-14. DOI: 10.15827/2311-6749.21.2.1.
16. Беляев С.А. Интеллектуальные системы. программирование игроков в виртуальном футболе: Лабораторный практикум. //Спб.: Издательство СПбГЭТУ «ЛЭТИ» – 2020. – 62 с.
17. ФЕСТИНГЕР Л. Теория когнитивного диссонанса. – СПб.: Ювента, 1999. – С. 15–52.
18. [Электронный ресурс] // Обзор аналогов по НИР. URL: https://github.com/DmitryPetr/predicting-coord-RoboCup/blob/new_refactor_code/predicting-coord-RoboCup/doc/petrunenko_nir_analog.pdf
19. [Электронный ресурс] // Исходные данные: RoboCupSimData Files Overview. URL: <http://oliver.obst.eu/data/RoboCupSimData/overview.html> (дата обращения: 10.05.2021).
20. [Электронный ресурс] // Исходные коды программы. URL: <https://github.com/DmitryPetr/predicting-coord-RoboCup>

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Отзыв руководителя

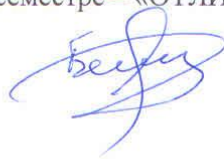
Отзыв руководителя на НИР Петруненко Д.А. по теме «Разработка программы оценки ситуации в мультиагентной среде»

Петруненко Д.А. решает задачу оценки ситуации в мультиагентной недетерминированной среде в условиях недетерминированности и ограничений на восприятие и некоторой неопределённости результатов действий. В качестве среды проведения исследований выбрана платформа проведения международных соревнований виртуального футбола. Разрабатываемая программа должна оценить тактику противника на основе полученной модели представления о мире и предсказать его дальнейшие действия.

В весеннем семестре 2022 года выполнено построение математической модели и архитектуры будущей программы. Разработан макет будущей программы. Предложения по дальнейшим планам развития и улучшению программы студенту предоставлены.

Суммарная оценка работы в семестре – «ОТЛИЧНО».

Руководитель,
к.т.н., доцент



С.А. Беляев