

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

**ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ**

**Тема: Разработка программы оценки ситуации в  
мультиагентной среде**

Студент гр. 7304

Петруненко Д.А.

Преподаватель

Беляев С.А.

Санкт-Петербург

2021

## **ЗАДАНИЕ**

### **НА ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ**

Студент Петруненко Д.А.

Группа 7304

Тема работы: Разработка программы оценки ситуации в мультиагентной среде

Содержание пояснительной записки:

Перечисляются требуемые разделы пояснительной записки (обязательны разделы «Содержание», «Аннотация», «Введение», «Укрупненное описание постановки задачи», «Обзор литературы», «План работы», «Заключение», «Список использованных источников»)

Предполагаемый объем пояснительной записки:

Не менее 10 страниц.

Дата выдачи задания: 10.11.2021

Дата сдачи реферата: 24.12.2021

Дата защиты реферата: 24.12.2021

Студент

\_\_\_\_\_

Петруненко Д.А.

Преподаватель

\_\_\_\_\_

Беляев С.А.

## СОДЕРЖАНИЕ

Аннотация .....	4
Введение.....	5
Укрупненное описание постановки задачи .....	8
Обзор литературы.....	9
1. Основные определения .....	9
2. Описание выбора метода определения стратегии противников.....	9
2.1. Критерии отбора программ .....	10
2.2. Evaluation-function modeling with neural networks .....	11
2.3. Модель командного поведения агентов (роботов): когнитивный подход .....	12
2.4. Online Opponent Formation Identification Based on Position Information 13	
2.5. Learning Evaluation Function for RoboCup Soccer Simulation using Humans' Choice.....	13
2.6. Recognizing Probabilistic Opponent Movement Models .....	14
2.7. Recognizing Team Formations in Multi-agent Systems .....	14
2.8. Сравнения аналогов .....	16
2.9. Итог отбора .....	17
План работы.....	18
Актуальность.....	18
План работы.....	19
Заключение .....	20
Список использованных источников .....	21

## **АННОТАЦИЯ**

В данной работе рассмотрена актуальность проблемы прогнозирования и определения тактики команды противника в среде виртуального футбола. На основании выбранных критериев были рассмотрены методы для определения тактики команды противника. Выполнено сравнение выбранных методов и сделан вывод на основании выполненного сравнения, выбран один из аналогов на основании которого будет выполняться дальнейшее построение математической модели и архитектура программы. Описан план работ на весенний 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 selected criteria, methods for determining the tactics of the opposing team were considered. A comparison of the selected methods was performed and a conclusion was made based on the comparison performed, one of the analogues was selected on the basis of which the further construction of the mathematical model and the architecture of the program will be performed. The work plan for the spring semester is described.

## ВВЕДЕНИЕ

Искусственный интеллект всё больше вливается в повседневную жизнь. Задачи, которые он решает различные по своему характеру. От рутинных до сложных задач классификации и построения моделей процессов. Поэтому и предназначение платформ, на которых ведётся разработка или исследование, различно. 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 моделировать к реальному миру. Реалистичность обеспечивается высокой динамичностью, информационной шумностью, неполнотой, проблемами принятия решений и множеством агентов. 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 местоположение 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 местоположение агентов).

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.

## УКРУПНЕННОЕ ОПИСАНИЕ ПОСТАНОВКИ 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.



## **ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ**

### **1. Основные определения**

Виртуальный футбол – симулятор реального футбольного турнира, компьютерное моделирование матчей при помощи искусственного интеллекта. [1-3]

Мультиагентные системы – сложная система, образованная функционированием несколькими взаимодействующими интеллектуальными агентами. [16]

Интеллектуальный агент – программа, самостоятельно выполняющая задание, указанное пользователем компьютера, в течение длительных промежутков времени. [16]

Местоположение – координаты и ориентация интеллектуального агента на поле во время игры в среде виртуального футбола. [15]

Недавно исчезнувший объект – один из динамических объектов поля, который был виден в ближайшие несколько предыдущих состояний, а затем исчез из поля зрения. [15]

Прогнозирование для недавно исчезнувшего объекта – предположение о возможном местоположении динамического объекта, который недавно исчез из поля зрения игрока, на игровом поле среды виртуального футбола. [15]

Стратегия игры – это метод, описывающий местоположения и действия игроков на поле для достижения поставленной цели. [16]

### **2. Описание выбора метода определения стратегии противников**

Для принятия решения о дальнейших действиях в среде виртуального футбола Soccer Simulation [3] важно определение стратегии противника, а также прогноз его действий. Для этого необходимо понимать объём данных, которые нужны методу для работы, основную цель метода и его точность.

Для сравнения различных методов важны и инструменты, с помощью которых достигается цель (машинное обучение или аналитические методы).

Для того, реализовать систему задаются критерии выбора метода определения стратегии игроков противника и на основании данных критериев выберем кандидата.

## **2.1. Критерии отбора программ**

1. **Используемый метод** – метод, с помощью которого производится классификация стратегии и предоставление рекомендаций для принятия решения. Метод может быть аналитическим или использовать машинное обучение.
2. **Оценка ситуации** – объём обрабатываемых данных, который используется для дальнейшего принятия решения. Оценка ситуации может быть локальная, т.е. агент использует только ту информацию, что считывает с сенсоров. Также оценки ситуации может быть полная, т.е. использование информации о всех объектах на поле, например, «тренер» может выполнять эту оценку.
3. **Прогнозирование** – выполнение прогнозирования местоположения, будущих действий, возможных перестроений или стратегий противника.
4. **Цель алгоритма** – различные алгоритмы используются для разных целей. Поэтому определение основной цели, а как следствие и выходных данных, важно для корректного встраивания в архитектуру решения задачи.
5. **Точность** – величина соответствия распознанной тактики с реальной текущей формацией противника.

Исходя из данных критериев было выбрано 6 методов для определения тактики команды противника: Evaluation-function modeling with neural networks, Модель командного поведения агентов: когнитивный подход,

Online Opponent Formation Identification Based on Position Information, Learning Evaluation Function for RoboCup Soccer Simulation using Humans' Choice, Recognizing Probabilistic Opponent Movement Models, Recognizing Team Formations in Multi-agent Systems.

## **2.2. Evaluation-function modeling with neural networks**

Модель осуществляет выбор дальнейших действий на основании дерева принятия решений. В данном дереве узлы – это возможные варианты игровых состояний, а листья – это возможные варианты действий в зависимости от сложившейся ситуации. Переход между элементами дерева осуществляется на основании весов дуг. Агенты при движении по дереву выбирают наибольший вес, как наиболее оптимальный. Вес определяется функцией оценки.

Для получения оптимальной функции оценки весов в графе используются нейронные сети. Так как в среде виртуального футбола ограничено время принятия решения, то модель упрощена и при выполнении оценки игровой ситуации не учитывает местоположение союзников, а использует лишь собственное местоположение, положение мяча и положение противника. Корректировка функции производится на основании «положительных» и «отрицательных» эпизодах. Эпизод – это серия последовательных передач и ударов, результатом которой является либо попадание мяча в штрафную зону, что является «положительным» эпизодом и увеличивает выходное значение функции, либо перехватом мяча, что является «отрицательным» эпизодом и уменьшает значение функции оценки.

В данной модели обрабатывается большое количество игр, в которых определяют наиболее результативные последовательности действия, а затем полученные результаты применяются к логике игры команды. Прогнозирование в данной задаче представляет собой поиск похожих

последовательностей действий, а на затем основе этого выполняется предположение о том, как должны вести себя противники. [4]

### **2.3. Модель командного поведения агентов (роботов): когнитивный подход**

Модель основывается на работах социальных психологов, т.е. исследовании поведения людей в малых группах и их взаимодействия в них. Принятие решений осуществляется на основании оценки полезности агентов и когнитивного диссонанса[17]. Оценка полезности игроков осуществляется на основании близости агента к воротам  $K_G^B$ , близости противников к агенту  $K^B$  и индивидуальных особенностей, в рамках виртуального футбола индивидуальной особенностью является скорость агента  $K^V$ . Оценка полезности вычисляется по формуле (1):

$$P(a_i) = \alpha K_G^B + \beta K^B + \gamma K^V, \quad (1)$$

где  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  – линейная свёртка с коэффициентами предпочтений полезностей положения агента, полученных по парным сравнением, а  $a_i$  – текущий агент.

Анализ когнитивного диссонанса учитывает два фактора такие факторы, как количество забитых агентом голов и количеством сделанных пассив. Анализ когнитивного диссонанса может повлиять на принятие решения текущего агента. Если полезность агента выше полезности текущего агента, а когнитивный диссонанс близок к нулю, то действие будет выполнено, например, пассив. Если полезность агента выше полезности текущего агента, но когнитивный диссонанс больше нуля, то действие не выполняется, например, пас не производится, а текущий агент принимает решение, которое может позволить улучшить свою полезность. [5]

## 2.4. Online Opponent Formation Identification Based on Position Information

Модель позволяет определять стратегию игры противников в режим реального времени, основываясь на положении противников. Классификаторы для модели могут быть получены как с использованием нейронных сетей (НС), машины опорных векторов (МОВ) и случайного леса. Входными данными для обучения служат вектора. Входные вектора строятся делением поля на равные квадратные участки, в которых учитывается количество агентов противника и их порядковые номера. Получения выборки команд для получения высоких точностей оценки, т.е. более 80 процентов, даже при небольшом количестве информации, используется критерий отбора «слабости» стратегий команд противника. Критерий слабости  $value(k)$  определяется формулой (2):

$$value(k) = d(g(k)) * p(k), \quad (2)$$

где  $p(k)$  - время владения мячом,  $g(k)$  - счет в игре  $k$ , а  $d(x)$  определяется формулой (3).

$$d(x) = \begin{cases} 1, & \text{если } x = 0 \\ 0, & \text{если } x \geq 1 \end{cases}, \quad (3)$$

Прогнозирование тактики противников, при максимальном делении поля 30 на 20 квадратов, в среднем достигает 95-97% на ближайшие 10 тактов игры. [6]

## 2.5. Learning Evaluation Function for RoboCup Soccer Simulation using Humans' Choice

Модели осуществляет выбор дальнейших действий на основании дерева принятия решений. Дерево начинает строиться от игрока, которые в текущий момент ведёт мяч, а достраивается прогнозом, выполненным на основании оценки ситуации на поле. Корень дерева - текущее состояние,

узлы дерева представляют пару значений: действие и его результирующее состояние, листья хранят конечное состояние, например, гол. Путь от корневого узла к ветви представляет собой одну из последовательностей действий. Сгенерированные последовательности действий ранжируются на основе значения оценки, и в конечном итоге выбирается последовательность действий, имеющая наибольшее значение оценки. Для получения функции оценки используются модель ранжирования на основании машины опорных векторов (МОВ). Функция ранжирования представлена функцией (4):

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i \langle x, x_i^{(1)} - x_i^{(2)} \rangle, \quad (4)$$

где  $\alpha_i^*$  – оптимальное решение,  $x$  и  $y$  – текущие координаты,  $x_i^{(1)}$  и  $x_i^{(2)}$  – первый и второй вектор признаков при ранжировании.

С возрастанием тренировочных данных растёт и точность прогнозирования действий. Точность прогнозирования при большом количестве, порядка 300 человеческих решений для различных ситуаций, составляет 90-93%, при этом максимальное число действий в этой последовательности – 4. [9]

## **2.6. Recognizing Probabilistic Opponent Movement Models**

Модель использует оконный подход для извлечения полезных функций и дерево решений для классификации. Оконный подход подразумевает получение из промежутка времени фиксированной длины (т.е. окно) действий противника, его местоположения и на основе этого моделировать последующее поведение. От длины окна зависит и точность классификации. На протяжении всей игры продолжается улучшение предсказания.

Точность прогноза модели может достигать 94%, при этом количество хранимых тактов, необходимых для 9 хранимых состояниях. [8, 7]

## **2.7. Recognizing Team Formations in Multi-agent Systems**

Модель основывается на оценке построения команды противника с помощью нейронной сети. При этом используется «тренер». «Тренер» – это

отдельно выделенный член команды, который может наблюдать всё игровое поле. Тренер определяет формацию с помощью нейронной сети, затем в любые состояния отличные от состояния PLAY ON, «тренер» генерирует сообщение для своей команды, в котором сообщает о текущей тактике игры противников. При распознавании стратегии подбирается стратегия для противодействия и сообщается игрокам. Но при этом отсутствует какая-либо оценка качества противодействия. [8, 10]

## 2.8. Сравнения аналогов

Таблица 1 – Сравнения аналогов

Критерии	Используемый метод	Оценка ситуации	Прогнозирование	Цель алгоритма	Точность
Evaluation-function modeling with neural networks	Машинное обучение	Локальная	Выполняется	Принятие решения для дальнейших действий	—
Модель командного поведения агентов: когнитивный подход	Аналитический	Локальная	Не выполняется	Принятие решения для дальнейших действий	—
Online Opponent Formation Identification Based on Position Information	Машинное обучение	Полная	Выполняется	Определение тактики игры противника и принятие решения для дальнейших действий	95-97%
Learning Evaluation Function for RoboCup Soccer Simulation using Humans' Choice	Машинное обучение	Локальная	Выполняется	Определение тактики игры противника и принятие решения для дальнейших действий	90-93%
Recognizing Probabilistic Opponent Movement Models	Машинное обучение	Локальная	Выполняется	Принятие решения для дальнейших действий	94%
Recognizing Team Formations in Multi-agent Systems	Машинное обучение	Полная	Не выполняется	Определение тактики игры противника и принятие решения для дальнейших действий	—



## 2.9. Итог отбора

Модель командного поведения агентов: когнитивный подход при моделировании учитывает особенности поведения человека, а значит и агента, но при этом выполняется множество различных оценок, которые требуют полной картины мира для оптимального принятия решения, при этом планирование действий противника не выполняется. Модель Evaluation-function modeling with neural networks использует упрощённую схему для оценки ситуации и принятия локального решения, не учитывая союзников, что не позволяет команде оценивать стратегию игры противников, при этом планирование действий основывается не на текущем поведении противников, а на уже отработанных моделях игр. Модель Recognizing Probabilistic Opponent Movement Models также не оценивает положение союзников, что не позволяет на её основе кооперироваться и оценивать стратегию противников, при этом точность определения может достигать 94% за 9 тактов наблюдаемых тактов. Модель Recognizing Team Formations in Multi-agent Systems не выполняет прогнозирования, при этом выполненные «тренером» оценки и сформированные рекомендации сообщаются команды не постоянно. Модели Online Opponent Formation Identification Based on Position Information и Learning Evaluation Function for RoboCup Soccer Simulation using Humans' Choice соответствуют всем заданным параметрам, но их применение зависит от задачи и доступных данных, при этом точности определения в среднем достигают 95-97% и 90-93% соответственно. В контексте текущей задачи построение модели будет основываться на методе представленном в Opponent Formation Identification Based on Position Information.

## ПЛАН РАБОТЫ

### **Актуальность.**

Из представленных методов видно, что они позволяют классифицировать стратегию игры оппонента и на основании этого принимать решения о дальнейших действиях. Некоторые используют только текущий шаг для определения стратегии или принятия решения, используются также и различная полнота информации. Метод, на котором будет основываться дальнейшая модель (Opponent Formation Identification Based on Position Information) использует полную информацию о всех объектах на поле для выполнения прогнозирования и определения стратегии. При этом метод использует данные только о видимых объектах, при этом не учитывая игроков, которые недавно исчезли из поля зрения. Прогнозирование также может быть выполнено только для видимых игроков, тогда как данные, о недавно исчезнувших игроках, позволят расширить текущую модель оценки ситуации на поле, что позволит увеличить точность классификации модели и прогнозирования местоположения и действий. Также важно, чтобы каждый агент мог оценивать ситуацию на поле. Поэтому создание программы, которая позволит выполнять прогнозирование и определение стратегии противника на основании информации о видимых игроках и данных, о недавно исчезнувших игроках, для каждого отдельного агента актуально.

## План работы.

План работы на весенний семестр представлен в табл. 2.

Таблица 2 – План работы на весенний семестр.

Период	Задача
01.01. – 15.01 2022	Разработка математической модели определения стратегии команды противника для видимых игроков
15.01. – 01.02 2022	Разработка математической модели определения стратегии команды противника для недавно исчезнувших из поля зрения игроков
01.02. – 15.02 2022	Создание архитектуры программы для видимых игроков
15.02. – 01.03 2022	Создание архитектуры программы для недавно исчезнувших из поля зрения игроков
01.03. – 01.05 2022	Разработка системы
01.05. – 01.06 2022	Корректировка точности получаемых результатов

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В ходе данного исследования была выявлена актуальность данной разработки, поставлена проблема и определена цель работы.

В разделе «Обзор литературы» введены основные определения, изучены основные методы определения тактики команды противников в среде виртуального футбола, сделан вывод по итогам сравнения аналогов на основании выбранных критериев.

В разделе «План работы на весенний семестр» был составлен план работы над НИР.

## 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](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](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](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](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.