



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«Московский государственный технический университет  
имени Н.Э. Баумана  
(национальный исследовательский университет)»  
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

---

ФАКУЛЬТЕТ \_\_\_\_\_ «Специальное машиностроение» \_\_\_\_\_

КАФЕДРА \_\_\_\_\_ «Робототехнические системы и мехатроника» \_\_\_\_\_

## ***НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКАЯ РАБОТА***

### ***НА ТЕМУ:***

*Анализ метода потенциальных полей в задаче  
следования робота за человеком в среде с  
динамическими препятствиями*

---

---

---

---

---

---

---

---

**Выполнил:** Громов И. А.  
студент 1 курса магистратуры  
кафедры «Робототехнические  
системы и мехатроника»

**Руководитель:** Котов Е.А.  
кандидат технических наук,  
доцент кафедры «Робототехнические  
системы и мехатроника»

## СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	3
1. Обзор существующих алгоритмов планирования пути.....	5
2. Модель окружающей среды.....	8
3. Моделирование методов планирования пути.....	10
3.1. Метод искусственного потенциального поля (APF).....	10
3.2. Метод виртуального силового поля (VFF).....	13
4. Результаты моделирования.....	14
Заключение.....	16
Список использованных источников.....	17

## ВВЕДЕНИЕ

Задача следования мобильного робота за человеком является одной из наиболее популярных и актуальных проблем современной робототехники, ведь, несмотря на огромное количество существующих и работоспособных её решений, ни одно из них нельзя назвать универсальным. Причиной этому служит существенное влияние специфики среды, характера движения цели и иных объектов, особенности динамики конкретного робота в задаче и т.д.. Особенно следует выделить те случаи, когда окружающая среда содержит динамические препятствия, которые, во избежание столкновений с ними робота, необходимо учитывать при планировании его маршрута. При подобной постановке условия, решение задачи могут обеспечить далеко не все существующие алгоритмы планирования пути. На фоне прочих алгоритмов здесь выгодно выделяются методы, основанные на декомпозиции конфигурационного пространства робота с помощью потенциальных полей.

В рамках данной работы был проведен анализ алгоритмов планирования пути в потенциальном поле, построенном на основе информации об абсолютных положениях робота, цели и препятствий на карте. На основе экспериментов были сделаны выводы об эффективности рассмотренных алгоритмов с точки зрения длины пути, пройденного роботом и попадания последнего в локальные минимумы потенциального поля

## 1. Обзор существующих алгоритмов планирования пути

Суть методов планирования движения, основанных на декомпозиции конфигурационного пространства робота с помощью потенциального поля, заключается в физической аналогии между роботом и заряженной частицей, движущейся в электростатическом поле. При этом, препятствия рассматриваются, как источники отталкивающих сил, а целевая точка маршрута – как источник притягивающих сил (рис. 1). Направление и скорость движения робота определяются антиградиентом полученного потенциального поля.

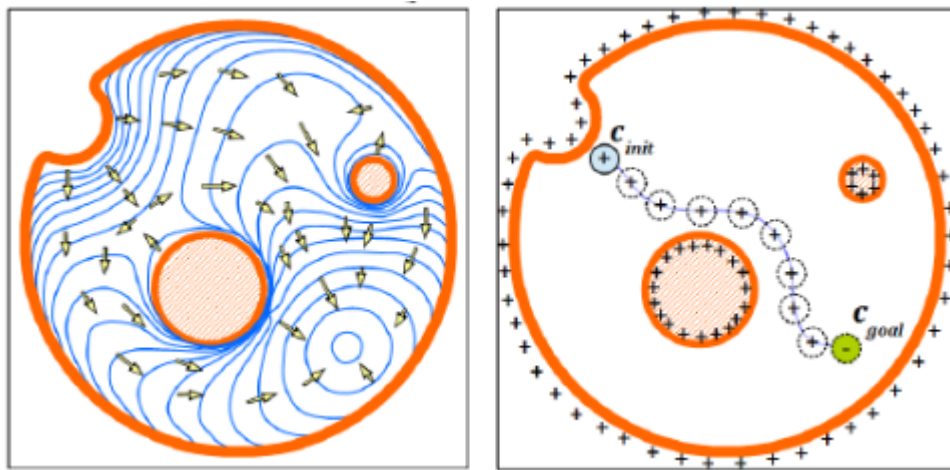


Рисунок 1 – Заряженная частица в электростатическом поле

Следует отметить, что с помощью данного алгоритма можно как в каждый момент времени рассчитывать всю траекторию движения до цели, так и определять один лишь целевой вектор скорости робота в следующий момент времени. Первый способ применения алгоритма требует больших вычислительных затрат, однако, при этом, позволяет прогнозировать дальнейший путь робота, что в ряде задач бывает полезно.

Наиболее распространённым из рассматриваемого множества методов является метод искусственного потенциального поля. Суть его заключается в дискретизации конфигурационного пространства (наложении сетки с заданной

дискретностью) и вычислении для каждого узла полученной сетки значения следующей функции:

$$U = U_{att} + U_{rep} \quad (1)$$

$U_{att}$  – потенциал поля, создаваемого целью робота;

$U_{rep}$  – потенциал поля, создаваемого ближайшим к роботу препятствием;

$U$  – значение потенциальной функции в точке.

Затем, в режиме реального времени робот определяет среди ближайших к нему узлов сетки точку с наименьшим потенциалом функции (1), поле чего перемещается в ее сторону и обновляет форму потенциального поля с учетом изменения расположений препятствий, после чего повторяет тот же набор действий.

Рассмотренный алгоритм имеет ряд преимуществ перед иными алгоритмами планирования пути, а именно:

- Относительную простоту его реализации;
- Небольшие требования к вычислительным мощностям бортового компьютера робота;
- Возможность обхода роботом динамических препятствий.

Однако, ввиду того, что потенциальная функция, имеющая глобальный минимум в целевой точке, может иметь и локальные минимумы, алгоритм имеет существенный недостаток, связанный с тем, что робот, оказавшийся в точке локального минимума потенциального поля, не сможет оттуда выбраться. К иным недостаткам алгоритма искусственного потенциального поля относятся возможность «дрожания» робота при движении по узкому коридору и отсутствие универсальной для любой задачи функции (1), для которой каждый раз необходимо определять и ее вид, и ее параметры в зависимости от параметров окружающей среды.

Для избегания второго недостатка был разработан алгоритм виртуального силового поля (VFF), заключающийся в аналогии между некоторой виртуальной силой, действующей на робота и вектором его целевой скорости в каждый момент времени (рис. 2). Как правило, данная сила определяется следующим образом:

$$\mathbf{F} = \mathbf{F}_{att} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{F}_{rep_i} \quad (2)$$

$\mathbf{F}_{att}$  – вектор притягивающей силы, создаваемый целью робота и направленный к ней;

$\mathbf{F}_{rep_i}$  – вектор отталкивающей силы, создаваемый  $i$ -ым препятствием и ортогональный вектору  $\mathbf{F}_{att}$ ;

$\mathbf{F}$  – вектор, указывающий целевые направление и скорость движения робота.

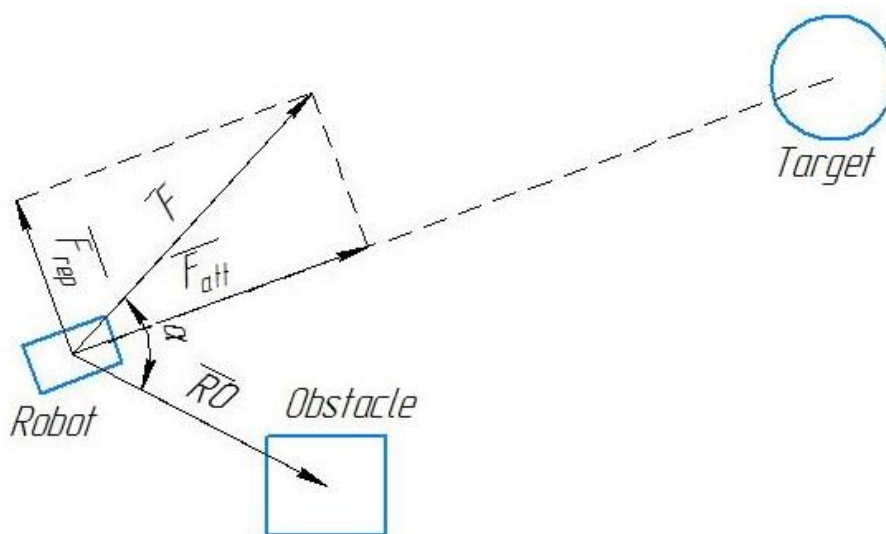


Рисунок 2 – Метод виртуального силового поля

Ещё одной модификацией метода потенциальных полей, не имеющего недостатка, связанного с «дрожанием» робота, является метод гистограммы векторного поля (VFH). Как и в методе искусственного потенциального поля для его работы необходимо определить значение потенциальной функции (1) для каждой точки пространства, однако, на основе полученного поля

строится полярная гистограмма (рис. 3), указывающая близость препятствий по всем возможным направлениям движения. Планирование маршрута робота происходит путем нахождения минимума именно на этой гистограмме.

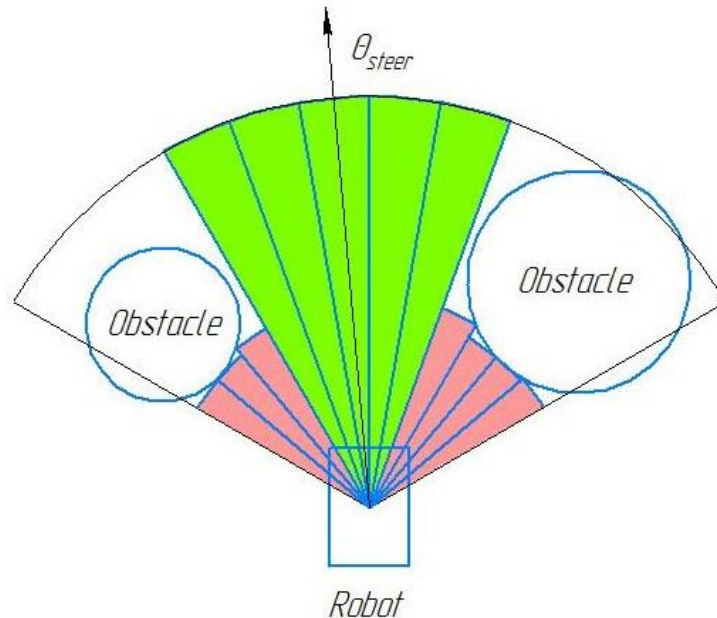


Рисунок 3 – Полярная гистограмма

Необходимо отметить, что первая (и наиболее существенная) проблема всех алгоритмов, основанных на использовании потенциальных полей, а именно, наличие у последних локальных минимумов, не имеет универсального решения. Тем не менее, существует ряд эвристических методов позволяющих на практике довольно успешно определять попадание робота в такой локальный минимум и выходить из него.

## 2. Модель окружающей среды

Для дальнейшего исследования методов планирования пути робота была построена модель окружающей среды (рис. 4) с точечными динамическими препятствиями, имитирующими людей, затрудняющих перемещение робота к целевой точке. При этом, в целях упрощения дальнейшей интерпретации данных при сравнении результатов моделирования различных алгоритмов, сама

цель робота была принята неподвижной и не меняющейся от эксперимента к эксперименту, как и, в свою очередь, его стартовая позиция.

Теми свойствами среды, которые менялись от одного эксперимента к другому, были количество препятствий и такие их кинематические параметры, как положение в начальный момент времени и вектор скорости.

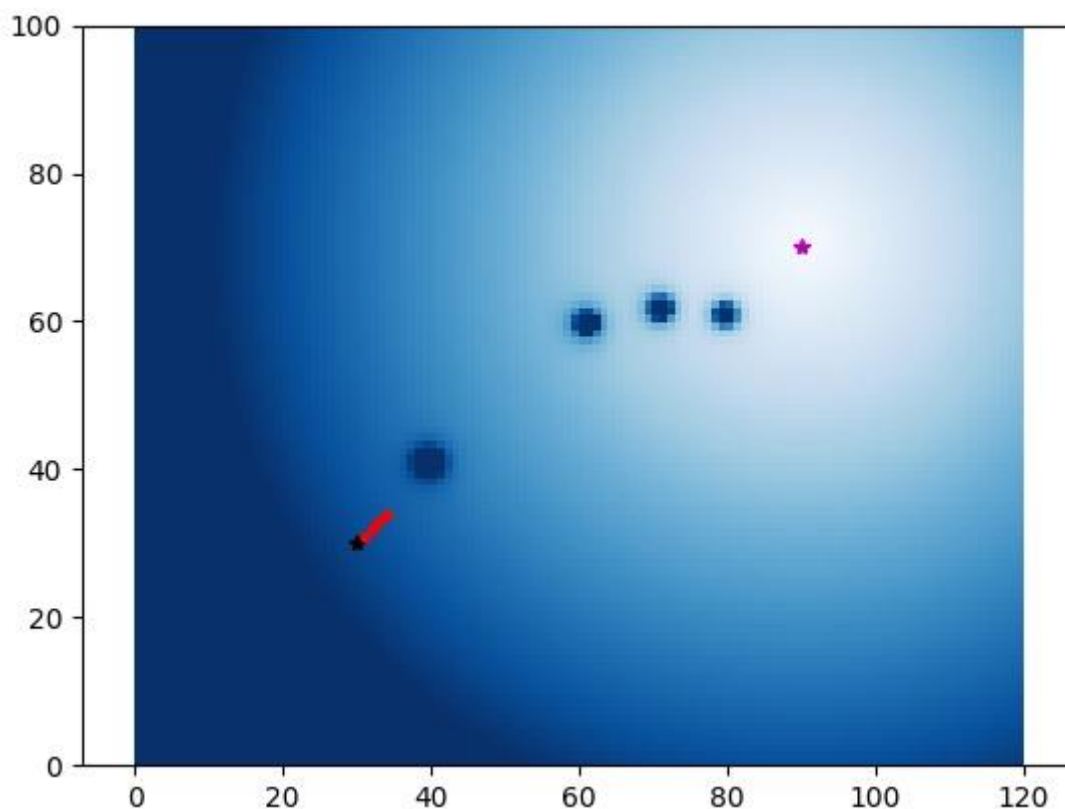


Рисунок 4 – Модель окружающей среды в эксперименте

Поскольку модель среды является плоской, расположение всех точечных объектов (робота, цели, препятствий) описывается двумя координатами ( $x$ ;  $y$ ). По этой причине, для изменения указанных выше параметров достаточно перед каждым новым экспериментом генерировать новое количество препятствий как случайное число из некоторого заданного ранее диапазона (в нашем случае, от 5 до 15) и, затем, для каждого препятствия генерировать случайные начальные координаты (от 5 до 25) и случайную максимальную скорость перемещения вдоль осей  $x$  и  $y$  соответственно (от -0.2 до 0.2). При этом, по той причине, что люди в действительности перемещаются не с постоянной скоростью, было



принято решение приближенно моделировать скорость человека согласно следующему закону:

$$v_x = \frac{v_{xmax}}{\sqrt{2}} |\sin(t)| \quad (3)$$

$$v_y = \frac{v_{ymax}}{\sqrt{2}} |\sin(t)| \quad (4)$$

Подобный закон движения препятствий приближенно имитирует перемещение человека в гипермаркете, движущегося между рядами с товарами и периодически замедляющегося для более пристального взгляда на товар и его цену.

### 3. Моделирование методов планирования пути

#### 3.1. Метод искусственного потенциального поля (APF)

Первым в описанной ранее среде было проведено моделирование метода искусственного потенциального поля. Реализация и моделирование как этого алгоритма, так и последующих осуществлялось с помощью средств языка Python и библиотек `numpy` и `matplotlib`, необходимых для визуализации работы алгоритмов. Основа кода искусственного потенциального поля была заимствована из открытой библиотеки `PythonRobotics`.

Особенностью метода искусственного потенциального поля является возможность использования в нём различных потенциальных функций. В ходе моделирования были испытаны такие наиболее часто встречающиеся варианты, как:

$$U = U_{att} + U_{rep} = \frac{1}{2}k_{att}d_g + \frac{1}{2}k_{rep}\left(\frac{1}{d_o} - \frac{1}{r_{max}}\right)^2 \quad (5)$$

$$U = U_{att} + U_{rep} = k_{att}\ln\left(\frac{1}{d_g}\right) + k_{rep}\ln\left(\frac{1}{d_o}\right) \quad (6)$$

$$U = U_{att} + U_{rep} = \frac{1}{2}k_{att}d_g^2 + \frac{1}{2}k_{rep}\exp(r_{min} - d_o) \quad (7)$$

Здесь  $k_{att}$  и  $k_{rep}$  – гиперпараметры алгоритма, определяющие интенсивность влияния цели и препятствий на потенциальную функцию.  $r_{max}$  и  $r_{min}$ , соответственно, максимальное расстояние до препятствия, при превышении которого влияние его на потенциальную функцию становится несущественным и минимальное допустимое расстояние между роботом и препятствием.  $d_g$  – евклидово расстояние между роботом и целью,  $d_o$  – евклидово расстояние между роботом и ближайшим к нему препятствием.

Все параметры, кроме последних двух задаются до моделирования вручную и, по этой причине, было необходимо настроить их наиболее выгодным образом для корректности сравнения отдельных функций друг с другом.

На рисунках ниже (рис. 5, 6, 7) представлены результаты моделирования метода искусственного потенциального поля с разными потенциальными функциями на одних и тех же исходных данных. При этом препятствия моделировались как статические.

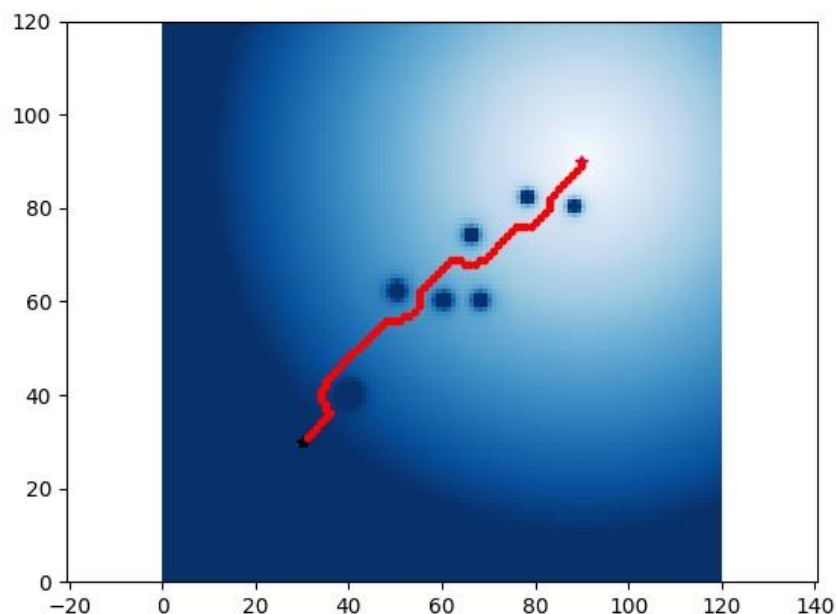


Рисунок 5 – Метод APF с квадратичной потенциальной функцией

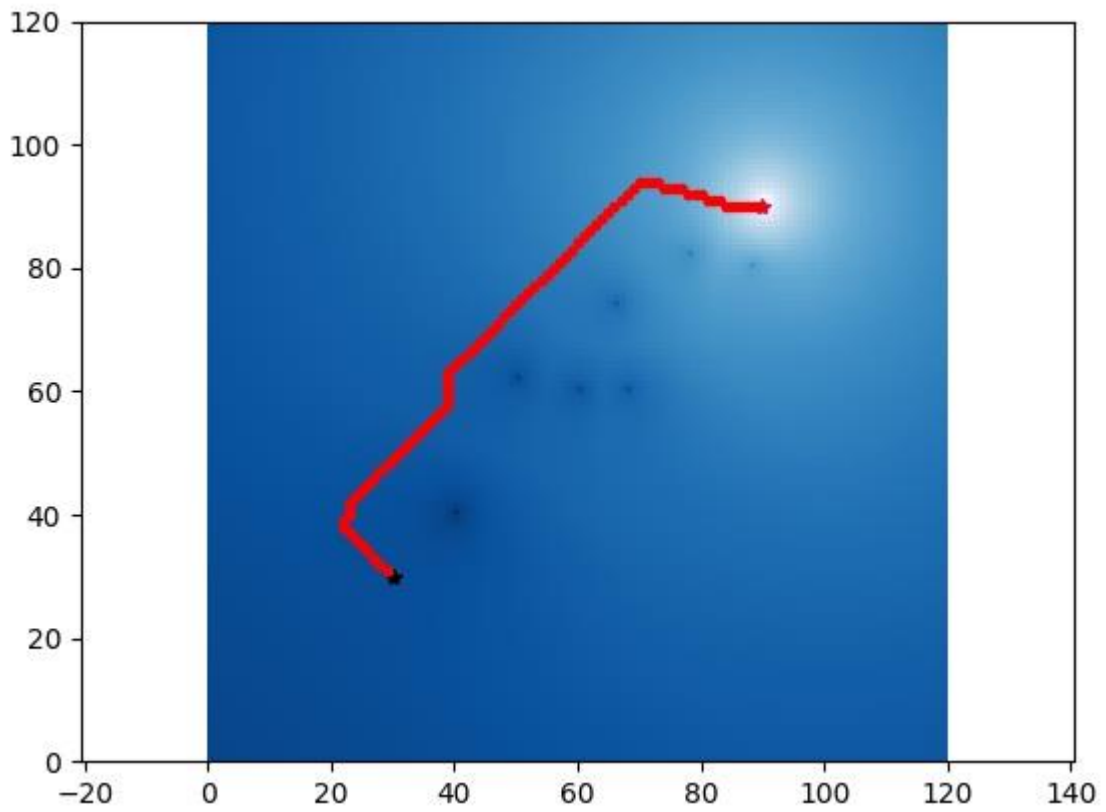


Рисунок 6 – Метод APF с логарифмической потенциальной функцией

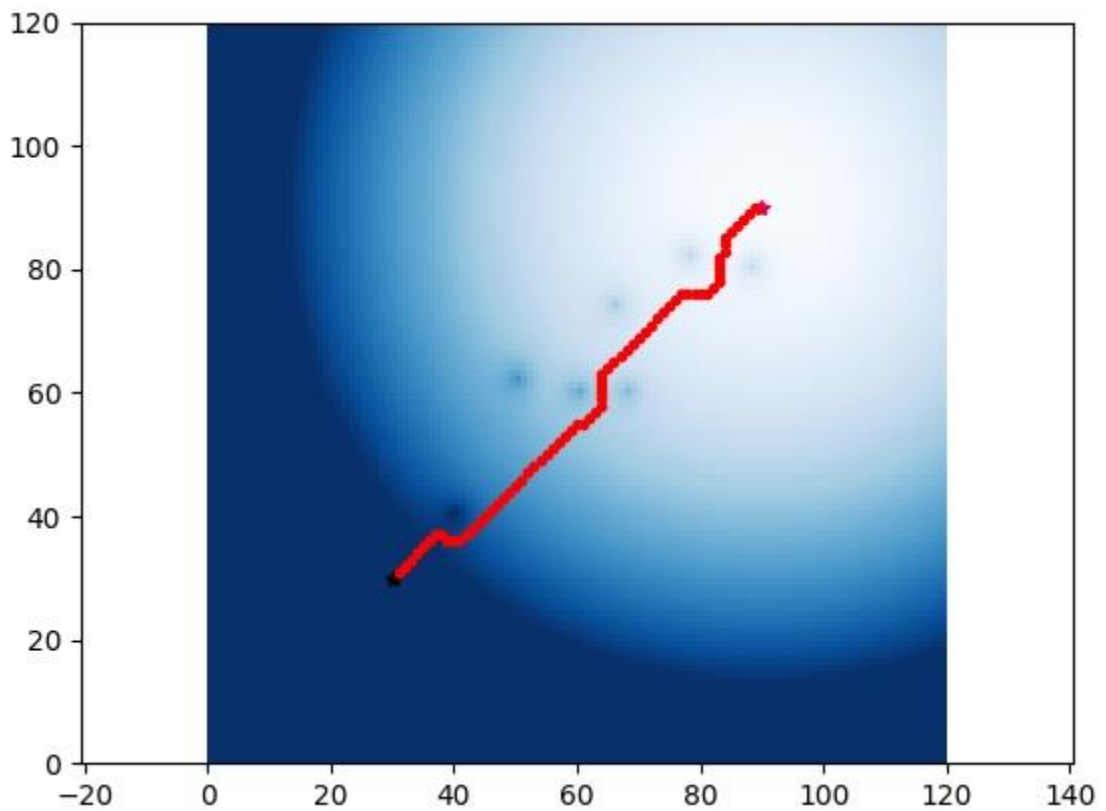


Рисунок 7 – Метод APF с экспоненциальной потенциальной функцией

Как можно видеть из результатов моделирования, алгоритм с потенциальной функцией (6) строит маршрут, далекий от оптимального по времени, что связано с «равносильностью» притягивающего и отталкивающего полей. Однако, подобная форма потенциального поля в ряде ситуаций способствует снижению вероятности попадания робота в локальный минимум.

Алгоритмы с потенциальными функциями (5) и (7), напротив, строят маршрут, близкий к кратчайшему, но, в то же время, допускают приближение робота к препятствиям, повышая риск попадания последнего в локальный минимум.

Далее, с целью оценки качества работы алгоритма APF было проведено его моделирование в среде с динамическими препятствиями для каждой из описанных выше потенциальных функций. Результаты моделирования приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты моделирования

Название алгоритма	Средний путь	Попаданий в локальный минимум
APF (квадратич.)	45.549	0
APF (логарифм.)	49.885	1
APF (экспонен.)	44.368	1
VFF	46.390	3

### 3.2. Метод виртуального силового поля (VFF)

При моделировании метода виртуального силового поля из существенных отличий алгоритма от использованных ранее, следует отметить то, что он не использует потенциальное поле в чистом виде. Вместо этого, он вычисляет силы притяжения к цели и отталкивания от препятствий в каждый момент времени.

В таблице 1 приведены результаты моделирования метода VFF для тех же динамических препятствий с теми же начальными условиями, что и у предыдущих методов. Как можно видеть на рисунке 8, метод, ввиду влияния на вектор управляющей силы всех препятствий, а не одного лишь ближайшего, мы имеем более плавную и более далекую от оптимальной траекторию движения.

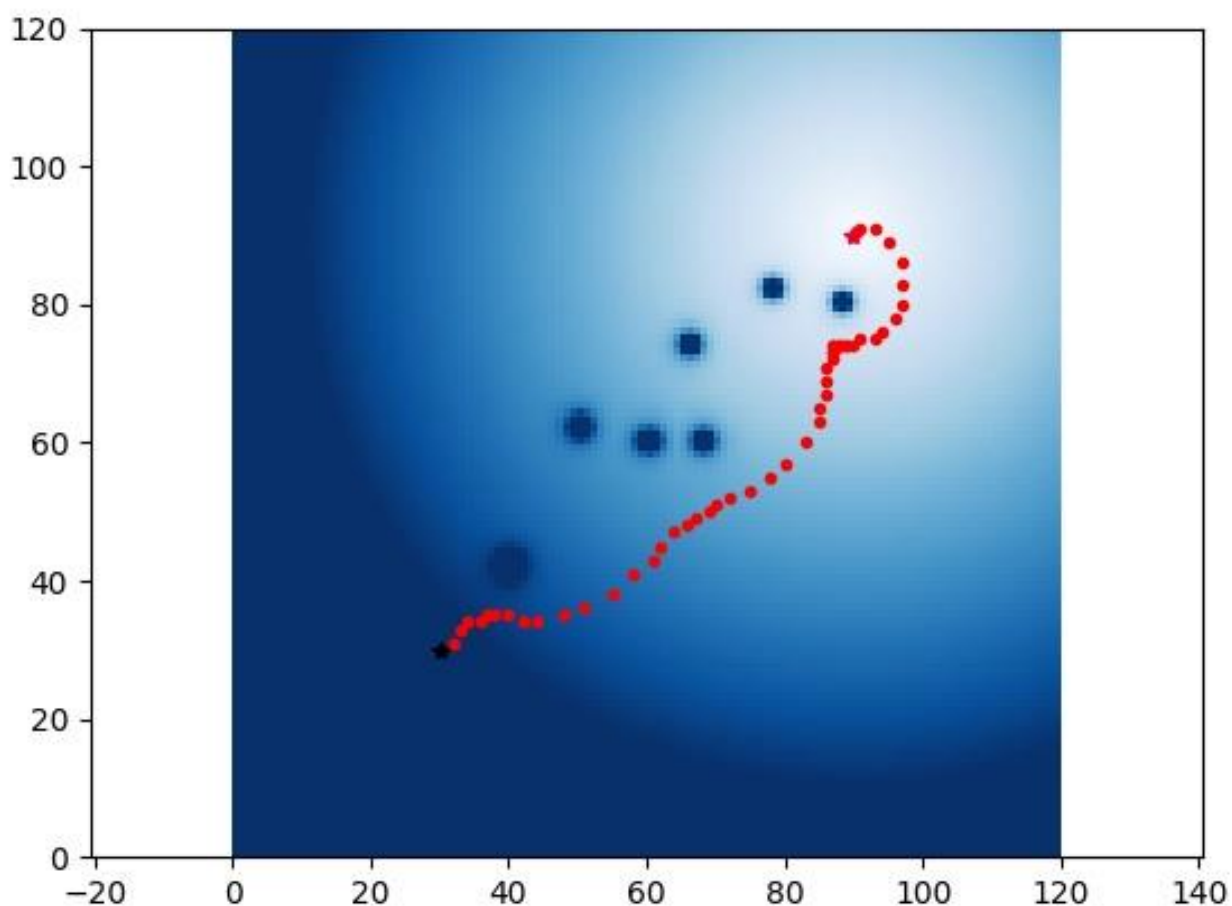


Рисунок 8 – Метод виртуального силового поля

#### 4. Результаты моделирования

Подводя итоги результатов экспериментов, был получен рисунок 9, представляющий собой график зависимости результатов тестирования того или иного алгоритма планирования пути от номера эксперимента.

Как можно видеть, в поставленных условиях наиболее выгодно отличаются от конкурентов два алгоритма: APF с квадратичной потенциальной функцией и APF с экспоненциальной потенциальной функцией. Первый из них,

не имея попаданий в локальные минимумы, отличается стабильностью и, практически, в каждом эксперименте показывает второй результат по скорости. Второй же указанный алгоритм почти всегда показывает наибольшую скорость, попадая в одном из всех рассмотренных случаев в локальный минимум.

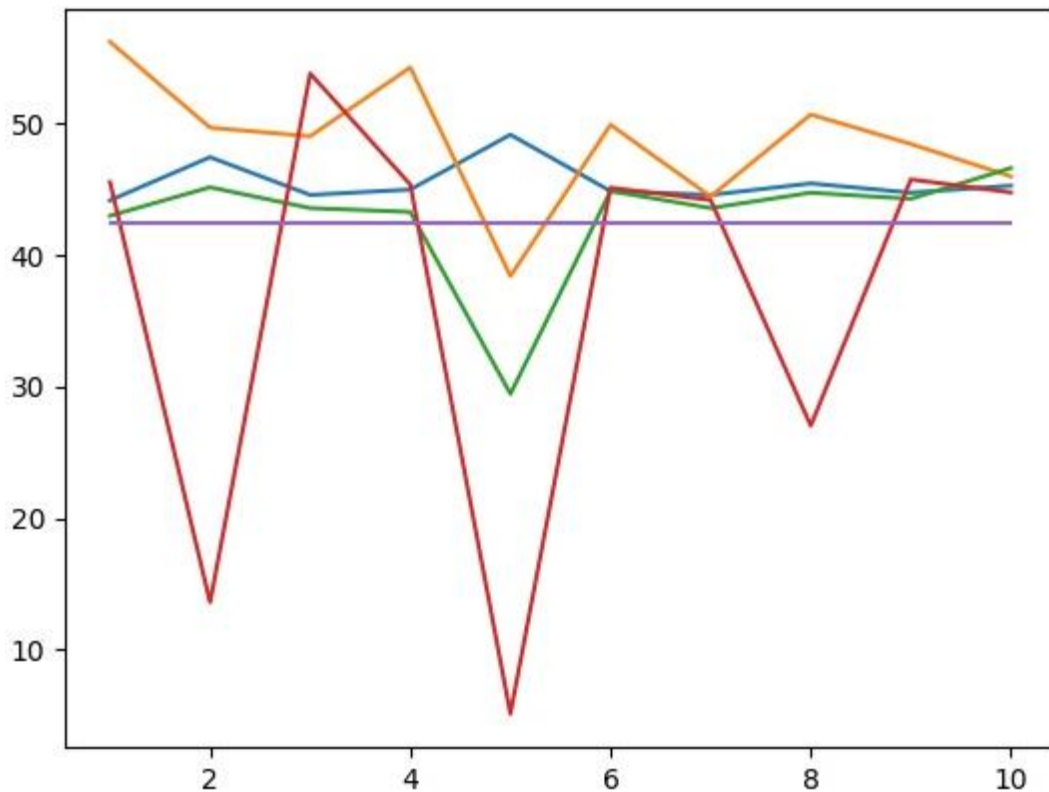


Рисунок 9 – Сравнение результатов работы отдельных методов

Иные же методы проявили себя несколько хуже. Так, APF с логарифмической потенциальной функцией при достаточно редкой частоте попаданий в локальные минимумы (1 из 10) показал далекий от оптимального результат, а метод VFF, напротив, показал хорошие результаты по показателю продолжительности среднего пути, но, при этом, довольно часто попадал в локальный минимум.

Следует отметить, что на практике попадание робота в локальный минимум потенциального поля не столь ужасно, как кажется на первый взгляд, ведь существующий ряд эвристических методов выхода из подобных ситуаций и подвижность препятствий создают возможность успешно из него выйти.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках данной научно-исследовательской работы был проведен анализ ряда алгоритмов планирования пути мобильных роботов, что, в дальнейшем, должно послужить основой для продолжения исследований в рамках задачи следования мобильного робота за человеком. Все рассмотренные методы были основаны на прямом или косвенном использовании потенциальных функций или их производных. Стоит отметить, что каждый из реализованных методов качественно обрабатывал в режиме реального времени информацию о ближайших динамических препятствиях, не позволяя роботу с ними сталкиваться. Кроме того, ряд рассмотренных методов предлагал для решения задачи пути, весьма близкие к оптимальным, что подтверждает возможность использования данных алгоритмов в рассматриваемой задаче и гипотезу о том, что методы, основанные на потенциальных полях, в целом, пригодны для ее решения.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. CompaRob, “CompaRob: the shopping cart assistance robot,” 2015, <http://sites.google.com/a/uji.es/elderlyassistance/comparob>.
2. Ni J. et al. An improved VFF approach for robot path planning in unknown and dynamic environments //Mathematical Problems in Engineering. – 2014. – Т. 2014.
3. Ferrara A., Rubagotti M. Second-order sliding-mode control of a mobile robot based on a harmonic potential field //IET Control Theory & Applications. – 2008. – Т. 2. – №. 9. – С. 807-818.
4. Mabrouk M. H., McInnes C. R. Solving the potential field local minimum problem using internal agent states //Robotics and Autonomous Systems. – 2008. – Т. 56. – №. 12. – С. 1050-1060.
5. [Электронный ресурс] <https://github.com/AtsushiSakai/PythonRobotics>
6. Borenstein, J. and Koren, Y. “The Vector Field Histogram- Fast obstacle avoidance for mobile robots.” IEEE Journal of Robotics and Automation 7(3), (June 1991)
7. Moret E. N. Dynamic modeling and control of a car-like robot : дис. – Virginia Tech, 2003.