

# МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ЦЕНТРАЛИЗОВАННОГО ПЛАНИРОВАНИЯ СОВОКУПНОСТИ НЕКОНФЛИКТНЫХ ТРАЕКТОРИЙ ДЛЯ ГРУППЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ АГЕНТОВ (МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ)



К.С. Яковлев  
(1), (2)



А.А. Андрейчук  
(3), (1)

- (1) Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук
- (2) Высшая школа экономики
- (3) Российский университет дружбы народов



# Мотивация

Реальные агенты:

- БПЛА
- Мобильные роботы



Виртуальные агенты:

- Компьютерные игры

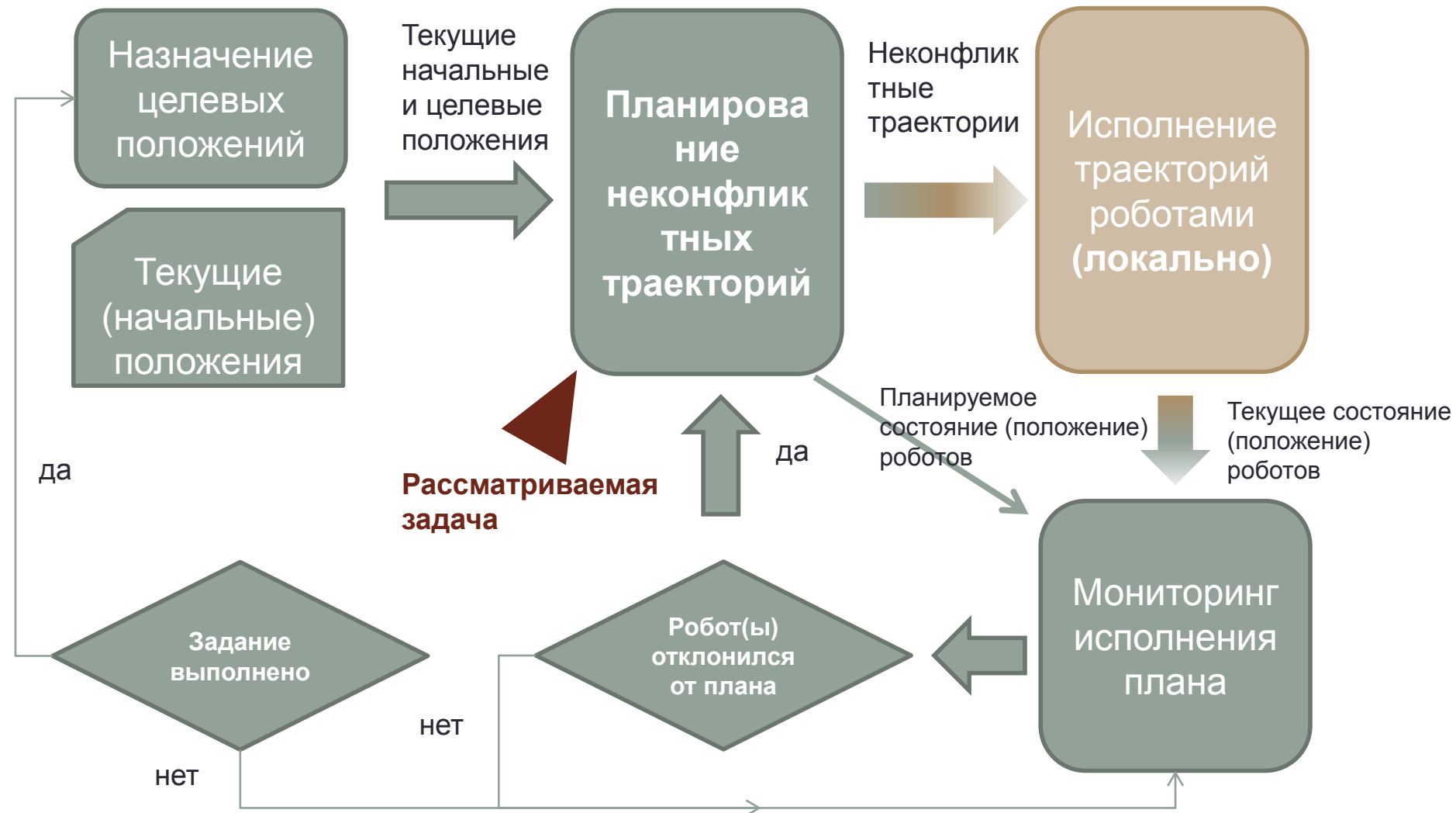


# Сценарий «автоматизированный склад»



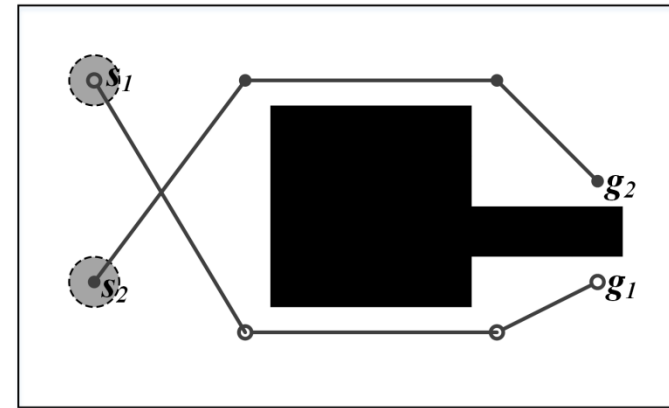
- Централизованный диспетчер и контроллер
- Внешняя система навигации высокой точности
- Гомогенная группа роботов
- Роботы точно исполняют план
  - Обеспечивается движение по траектории без отклонений

# Обобщенный ход решения



# Постановка задачи и допущения

1. Агент(ы) моделируется открытым диском радиуса  $r$
2. Агент(ы) может перемещаться в любом направлении (кинематические ограничения не учитываются)
3. Агент(ы) движется с постоянной скоростью  $v$ , может мгновенно останавливаться и набирать эту скорость (инерционные эффекты не учитываются)
4. Окружающая среда
  - a. Полностью наблюдаема
  - b. Содержит статические препятствия
5. Рабочая область (workspace)  $U$  – прямоугольник, состоящий из *Free Space* (проходимого пространства) и *Obstacles* (статических препятствий)
6. Состояние – точка на плоскости:  $\mathbf{pos}=(x, y)$ 
  - a. Начальное и целевое состояние,  $\mathbf{s}$  и  $\mathbf{g}$ , фиксированы
7. Задана функция  $\mathbf{los}: U \times U \rightarrow \{\text{true}, \text{false}\}$ , определяющая допустимость перехода агента из одного состояния в другое.  $\mathbf{los}(\mathbf{pos}_i, \mathbf{pos}_j) = \text{true} \Leftrightarrow \text{seg}(\mathbf{pos}_i, \mathbf{pos}_j) \cap \text{Obstacles} = \emptyset$ , где  $\text{seg}(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2)$  – отрезок прямой соединяющий  $\mathbf{p}_1$  и  $\mathbf{p}_2$ .
8. Путь.  $\pi(\mathbf{s}, \mathbf{g}) = (\mathbf{pos}_1, \mathbf{pos}_2, \dots, \mathbf{pos}_m)$ :  $\mathbf{los}(\mathbf{pos}_i, \mathbf{pos}_{i+1}) = \text{true} \forall i \in [1, m-1], \mathbf{pos}_1 = \mathbf{s}, \mathbf{pos}_m = \mathbf{g}$ .
9. Траектория  $\mathbf{tr}(\mathbf{s}, \mathbf{g}) = [\pi(\mathbf{s}, \mathbf{g}), \text{wait}(m)]$ , где  $\text{wait}(\mathbf{s}, \mathbf{g}) = (\text{wait}_1, \text{wait}_2, \dots, \text{wait}_m)$  – множество временных задержек,  $\text{wait}_i \geq 0$



## Задача

*Дано:*  $U, \mathbf{los}, \mathbf{s}_1, \mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{s}_n, \mathbf{g}_n$

*Найти:*  $\mathbf{tr}_1(\mathbf{s}_1, \mathbf{g}_1), \dots, \mathbf{tr}_n(\mathbf{s}_n, \mathbf{g}_n)$  т.ч. при движении вдоль  $\mathbf{tr}_i$  агент  $i$  избегает столкновений со статическими препятствиями и траекториями других агентов.

*Критерий качества (чем меньше, тем лучше):*

1.  $\sum_{i=1}^n \mathbf{time}(\mathbf{tr}_i)$  – flowtime
2.  $\max_{i=1..n} (\mathbf{time}(\mathbf{tr}_i))$  – makespan
3.  $\sum_{i=1}^n \mathbf{length}(\mathbf{tr}_i)$
4.  $\max_{i=1..n} (\mathbf{length}(\mathbf{tr}_i))$

# Пример решения

- Симуляция в Gazebo (ROS + Gazebo)
- TurtleBots

6 turtle\_bots

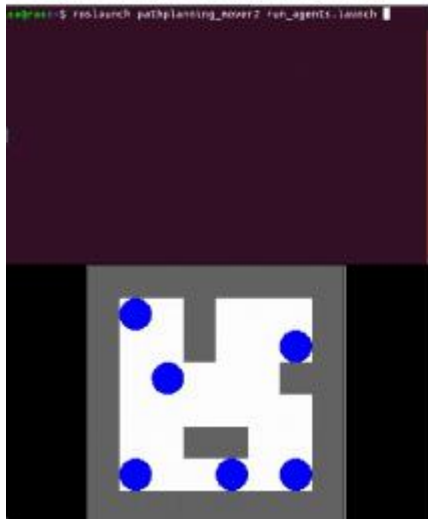
8x8m workspace

Any-angle moves allowed

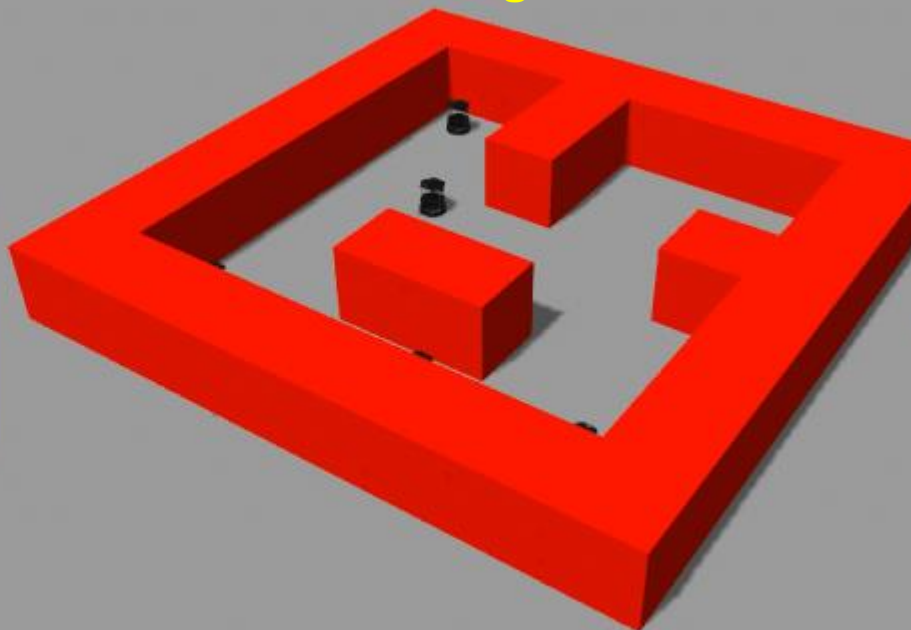
Multi-agent pathfinding with

AA-SIPP(m)

```
roslaunch pathplanning_mover2 pub_agents.launch
```



**VIDEO HERE in original slides**



# Дискретизация

## Планирование как поиск пути на графе особого вида

Вершины ~ положения агента в пространстве

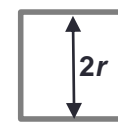
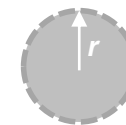
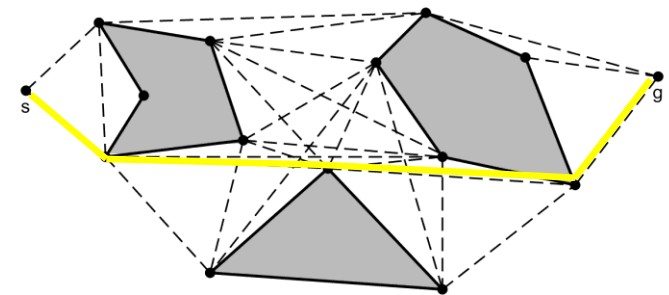
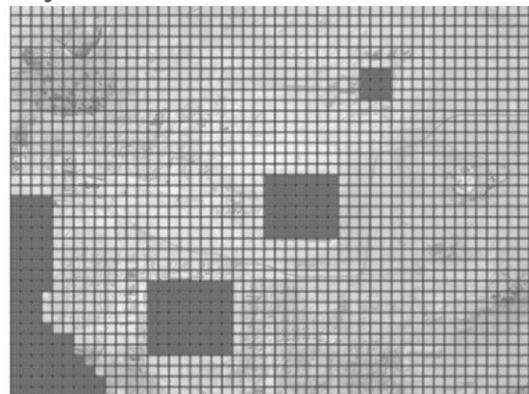
Ребра ~ элементарные траектории (отрезки)

Весы ребер ~ длины соответствующих элемент.  
траекторий

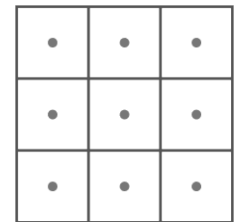
Путь на графе ~ траектория

## НЕОБХОДИМО

1. Построить граф
2. Найти  $n$  путей и рассчитать необходимые задержки при следовании по этим путям



Размер клетки:  $2r$



Положения агентов –  
центры клеток

**Граф регулярной декомпозиции, МТ-граф, grid -**  
простая, информативная и легкая для построения  
модель, широко используемая в робототехнике

# Подходы

## 1. Полное комплексирование (coupled planning)

- Пространство поиска = декартово произведение  $n$  пространств
- Поиск в этом пространстве известными алгоритмами (например –  $A^*$ )
- Учет независимых ветвей поиска: OD+ID

## 2. Комплексирование по мере необходимости

- Conflict based search (CBS)
- $M^*$

## 3. Декомплексирование (decoupled planning)

### 3.1 Приоритезированное планирование

- Назначение приоритетов + планирование с учетом движений высокоприоритезированных агентов

### 3.2 Планирование без учета движений других агентов

- Устранение конфликтов после построения первоначального плана
- Устранение конфликтов на этапе исполнения: MAPF, DiMPF



# ССЫЛКИ

- **HCA\*** (Silver, 2005)

[Silver D. 2005. Cooperative pathfinding. In *Proceedings of The 1st Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE-2005)*, 117–122.]

- **OD+ID** (Standley, 2010)

[Standley, T. S. 2010. Finding optimal solutions to cooperative pathfinding problems. In *Proceedings of The 24<sup>th</sup> AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-2010)*, 173–178.]

- **MAPP** (Wang and Botea, 2011)

[Wang, K.-H.C., and Botea, A. 2011. MAPP: a scalable multi-agent path planning algorithm with tractability and completeness guarantees. *Journal of Artificial Intelligence Research*, (42):55–90.]

- **M\*** (Wagner and Choset, 2011)

[Wagner, G., and Choset, H. 2011. M\*: A complete multirobot path planning algorithm with performance bounds. In *Proceedings of The 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS-2011)*, 3260-3267.]

- **CBS и его вариации**

- CBS

[Sharon, G., Stern, R., Felner, A., and Sturtevant, N.R. 2015. Conflict-based search for optimal multiagent path finding. *Artificial Intelligence Journal* (218):40–66.]

- ECBS

[Barer, M., Sharon, G., Stern, R. and Felner, A., 2014, July. Suboptimal variants of the conflict-based search algorithm for the multi-agent pathfinding problem. In *Proceedings of The 7th Annual Symposium on Combinatorial Search (SoCS-2014)*, 19–27.]

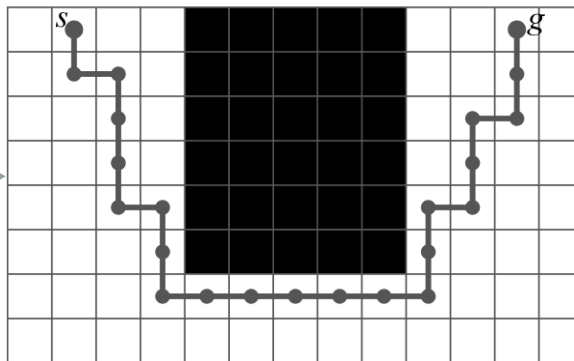
- CBS + highways

[Cohen, L., Uras, T., Kumar, T.S., Xu, H., Ayanian, N. and Koenig, S., 2016. Improved solvers for bounded-suboptimal multiagent path finding. In *Proceedings of The 25th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-2016)*, 3067-3074.]

# Перемещения в произвольном направлении

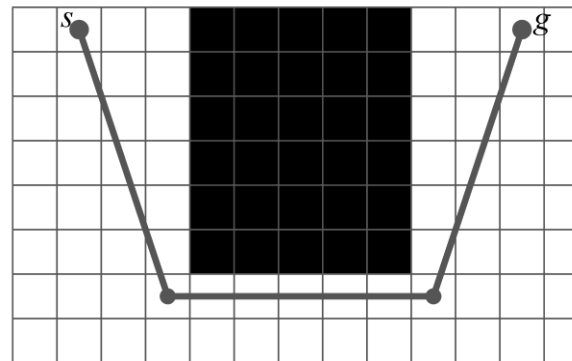
## Традиционный подход:

- Агент может перемещаться только в **4 (или 8) смежные вершины**



## Рассматриваемый подход:

- Агент может двигаться вдоль отрезка, который соединяет центры **любых** двух вершин (не обязательно смежных)



Допустимое движение – движение, при котором агент не задевает какое-либо препятствие (непроходимую клетку).

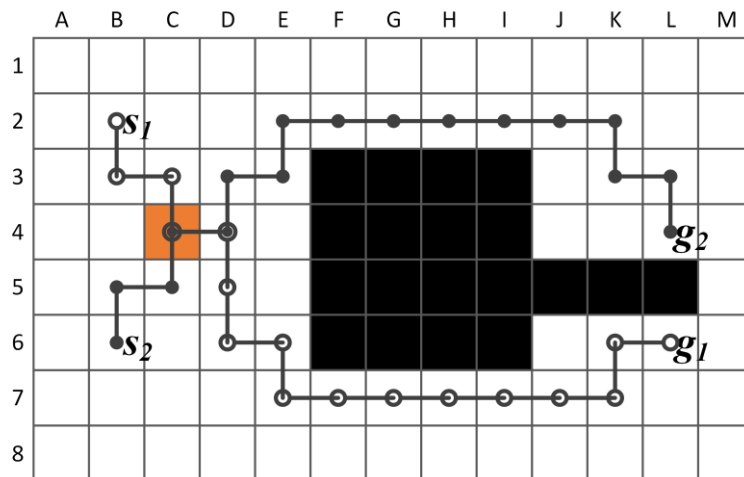
«Классическое»  
планирование: A\*, JPS и др.

Any-angle планирование:  
Theta\*, ANYA и др.



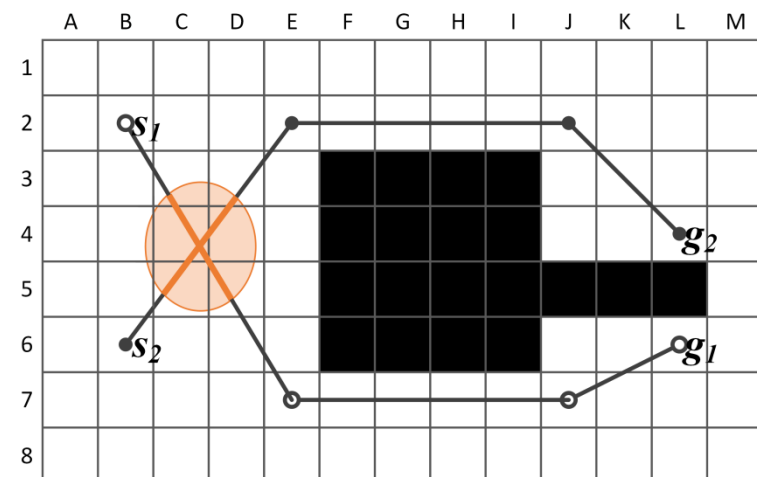
# Конфликт в пространстве-времени (2/2)

## Перемещения по горизонтали/вертикали



Легко определить (1) где и (2) когда возникает конфликт между агентами: конфликт возникает из-за того, что 2 агента пытаются занять вершину **C4** в момент времени  $t = 3$ .

## Перемещения в произвольном направлении



(1) Конфликт между агентами возникает в некоторой области, а не в конкретной вершине или ребре МТ-графа.  
(2) Конфликт может возникнуть в любой момент времени (не дискретный).

# Новый метод планирования и алгоритм его реализующий

## AA-SIPP(m)

Yakovlev, K., Andreychuk, A. (2017) **Any-Angle Pathfinding for Multiple Agents Based on SIPP Algorithm**. In Proceedings of the 27<sup>th</sup> International Conference on Automated Planning and Scheduling (**ICAPS 2017**), Pittsburgh, PA, USA, June 18-23, 2017. pp. 586-593.

# Предлагаемый подход

## Приоритизированное планирование:

- Агентам присваиваются уникальные приоритеты.
- Агенты планируют траектории один за другим.
- Траектории агентов с более высоким приоритетом учитываются как динамические препятствия.

## Поиск индивидуальных траектории алгоритмом **AA-SIPP**:

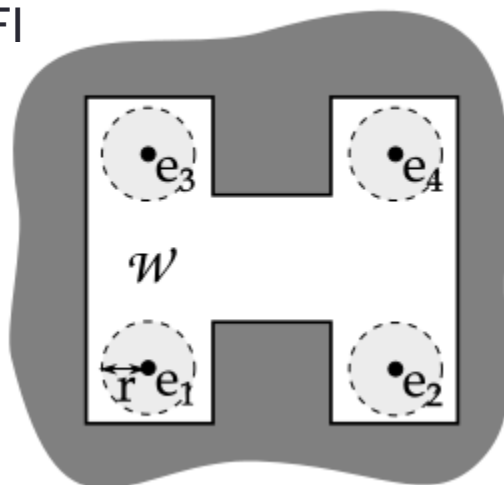
- AA-SIPP основан на предложенном ранее алгоритме SIPP.
- Может планировать в среде с динамическими препятствиями.
- **Агенты и динамические препятствия перемещаются в произвольном направлении.**

Результат – алгоритм **AA-SIPP(m)**

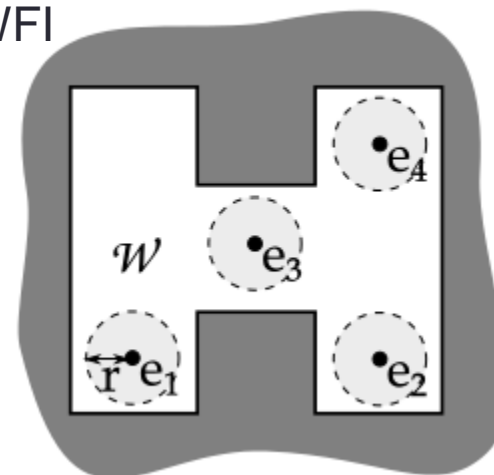
# AA-SIPP(m)

- Минимизирует функционал качества, но не гарантирует достижение минимума.
- Гарантирует нахождение решения для специального класса задач – правильно-сформированных инфраструктур, *well-formed infrastructures* (в общем случае не является полным)
  - *WFI* – существуют все индивидуальные траектории, которые не пересекают стартовые и целевые положения других агентов.

WFI



non-WFI



# Основа подхода

- Метод планирования в среде с динамическими препятствиями AA-SIPP
  - Динамические препятствия – высокоприоритетизированные агенты, траектории для которых уже были найдены (и зафиксированы)
- AA-SIPP = Safe Interval Path Planning + **Any-Angle**
  - **SIPP** [1] – «склеивание» отдельных временных точек (timepoints) в непрерывных временные интервалы и оперирование этими интервалами в процессе поиска

[1] Phillips, M., and Likhachev, M. 2011. SIPP: Safe interval path planning for dynamic environments. In *Proceedings of The 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA-2011)*, 5628-5635.



# Алгоритм SIPP

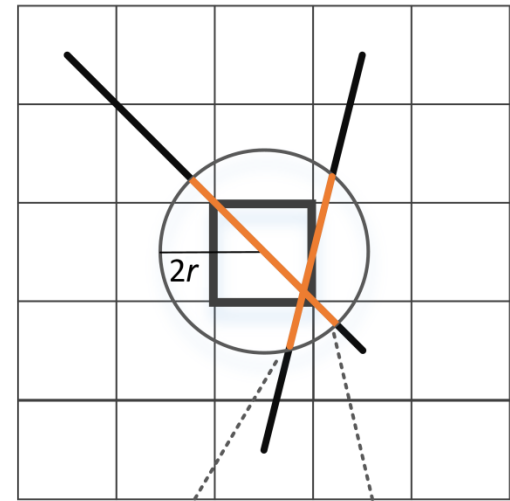
Алгоритм SIPP осуществляет поиск в пространстве состояний

$s = [cfg, interval]$ :

- $cfg$  – координаты вершины
- $interval$  – безопасный интервал времени, в который агент может находиться в вершине, не создавая конфликтов

Также каждое состояние имеет атрибуты  $g(s)$ ,  $h(s)$ ,  $parent(s)$ ,  $time(s)$ :

- $time$  – наименьшее возможное время прибытия в вершину  $cfg$  (в течение безопасного интервала  $interval$ )
- $g$  – стоимость лучшего найденного пути до  $s$  из стартового положения
- $h$  – эвристическая оценка стоимости пути до целевого положения



# Any-angle SIPP (AA-SIPP)

---

## Algorithm 1: AA-SIPP

---

```

1  $g(s_{start}) = 0$ ;  $OPEN = \emptyset$ ;
2 insert  $s_{start}$  into  $OPEN$  with  $f(s_{start}) = h(s_{start})$ ;
3 while  $s_{goal}$  is not expanded do
4   remove  $s$  with the smallest  $f$ -value from  $OPEN$ ;
5   for each  $cfg$  in  $NEIGHBORS(s.cfg)$  do
6      $successors = getSuccessors(cfg, s)$ ;
7     if  $cfg$  is reachable from  $parent(s).cfg$  then
8        $successors = successors \cup$ 
9          $getSuccessors(cfg, parent(s))$ ;
10    for each  $s'$  in  $successors$  do
11      if  $s'$  was not visited before then
12         $f(s') = g(s') = \infty$ ;
13      if  $g(s') > g(s) + c(s, s')$  then
14         $g(s') = g(s) + c(s, s')$ ;
15        updateTime( $s'$ );
16        insert  $s'$  into  $OPEN$  with
17           $f(s') = g(s') + h(s')$ ;

```

```

16 Function  $getSuccessors(cfg, s)$ 
17    $successors = \emptyset$ ;
18    $m\_time =$  time to reach  $cfg$  from  $s.cfg$ ;
19    $start\_t = time(s) + m\_time$ ;
20    $end\_t = endTime(interval(s)) + m\_time$ ;
21    $intervals =$  get all safe intervals for  $cfg$ ;
22   for each safe interval  $i$  in  $intervals$  do
23     if  $startTime(i) > end\_t$  or
24        $endTime(i) < start\_t$  then
25       | continue;
26    $t =$  earliest arrival time from  $s$  to  $cfg$  during
27   | interval  $i$  with no collisions;
28   if  $t$  does not exist then
29     | continue;
30    $s' =$  state of configuration  $cfg$  with interval  $i$ 
31   | and time  $t$ ;
32   insert  $s'$  into  $successors$ ;
33   return  $successors$ ;

```

AA-SIPP = SIPP + проверка на допустимость движения  
из родительского состояния - "shortcut"

# Проверка на допустимость движения

Для проверки допустимости движения, необходимо найти все вершины, задеваемые агентом в процессе движения, и проверить их на проходимость.

Если хотя бы одна из вершин непроходима – движение недопустимо.

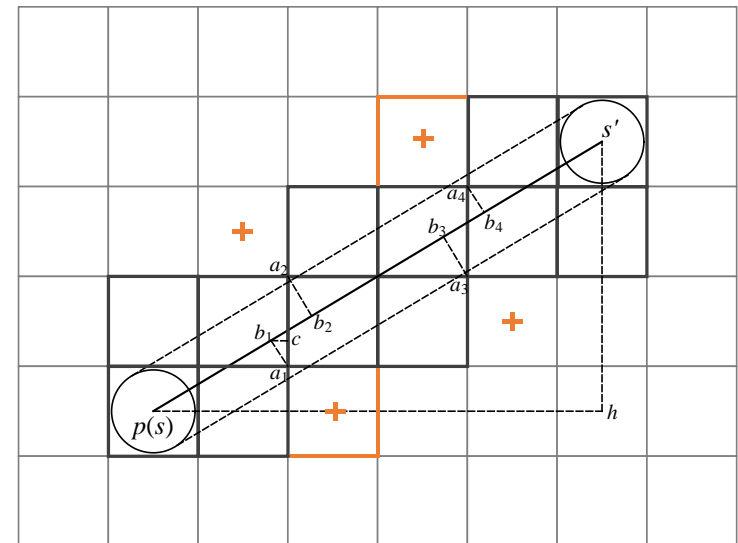
Алгоритм  $V_u$

+

Дополнительные проверки

=

Алгоритм  $V_{u+}$ , который определяет все вершины, которые задевает агент.



# Определение наличия конфликта

Конфликт между агентами существует, если:

$$|(\mathbf{pos} + \mathbf{v}t) - (\mathbf{pos}' + \mathbf{v}'t)| = r_{rob} + r_{obs},$$

т.е. существует момент времени, когда расстояние между агентом и динамическим препятствием меньше, чем сумма их радиусов.

Определив существование конфликта, добавляем задержку и повторяем проверку.

# Свойства AA-SIPP, AA-SIPP(m)

## AA-SIPP

**Утверждение 1.** Алгоритм является полным (относительно начальной топологии графа), т.е. гарантирует нахождение решения, если существует решение, состоящие из cardinal-only ребер.

**Утверждение 2.** Качество решений (flowtime), отыскиваемых алгоритмом AA-SIPP, не уступает качеству решений, отыскиваемых SIPP.

**AA-SIPP(m)** /начальные положения всех агентов считаются заблокированными/

**Утверждение 1.** Алгоритм является полным в классе задач well-formed infrastructure.

# Экспериментальные исследования

## Протестированные алгоритмы:

- **AA-SIPP(m)** – собственная реализация на C++.\*
- **SIPP(m)** – собственная реализация на C++.\*
- **ICBS** – реализация авторов алгоритма на C#.
- **ECBS** – реализация авторов алгоритма на C#.

## Эксперименты проводились на ПК следующей конфигурации:

- ОС - Windows-8.1 x64
- CPU - AMD FX-8350(4.0 GHz)
- RAM - 16 Gb

\*исходный код доступен на GitHub <https://github.com/PathPlanning/AA-SIPP-m>

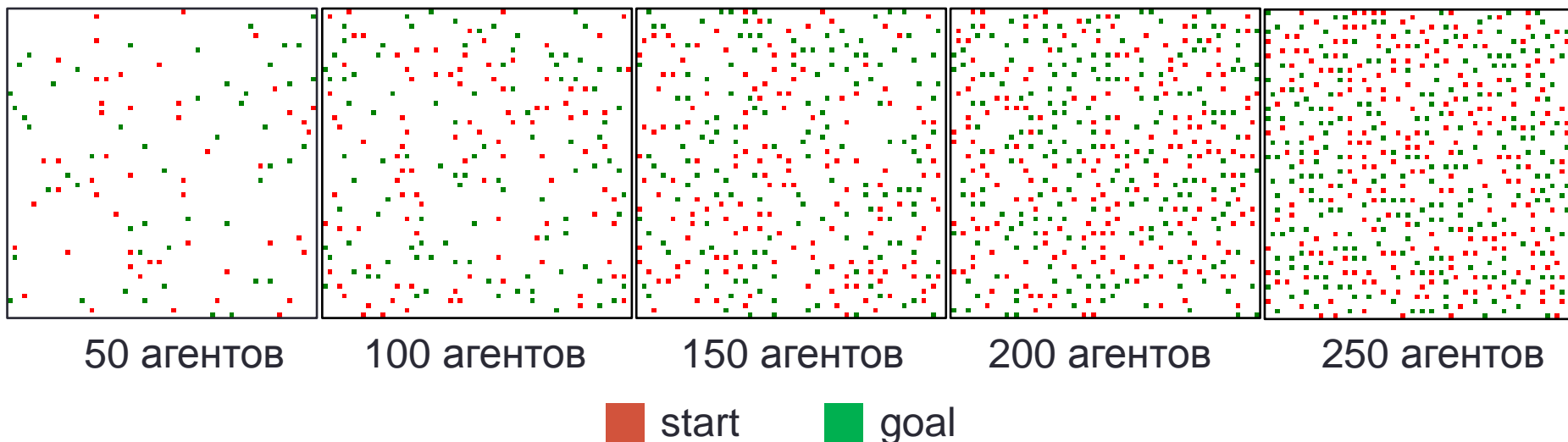
# Эксперимент № 1. Входные данные

Карта – МТ-граф размером 64 x 64 без препятствий

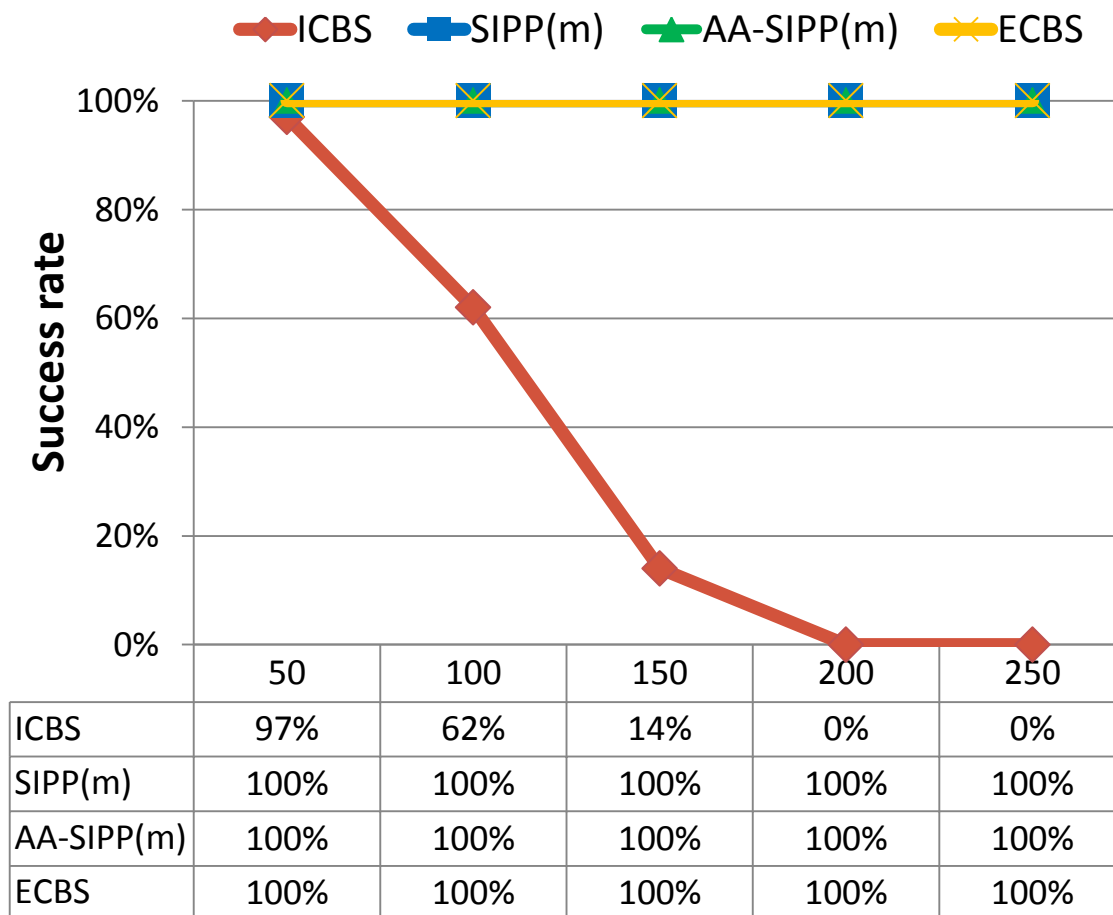
**Задания:**

- В каждом задании 50, 100, 150, 200 или 250 агентов
- 100 заданий на каждое число агентов
- Все задания гарантировано разрешимые (well-formed infrastructures)

**Время работы алгоритма ограничено 5 мин.**



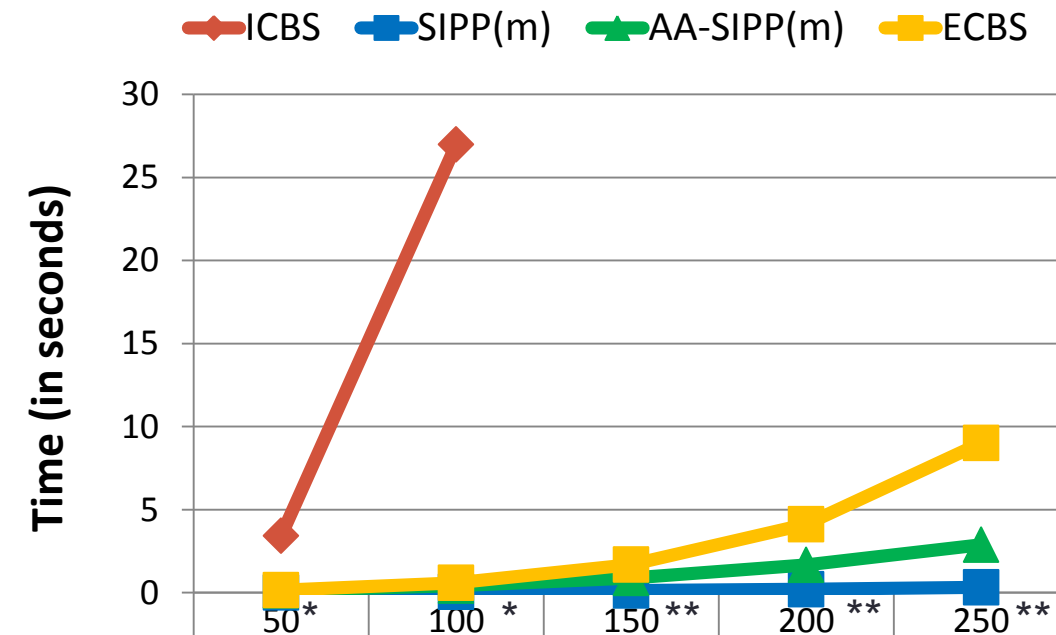
# Эксперимент № 1. Процент успеха.



AA-SIPP(m):  
**Процент успеха - 100%**  
 (т.к. задания класса well-formed infrastructure)



# The 1<sup>st</sup> experiment. Runtime.



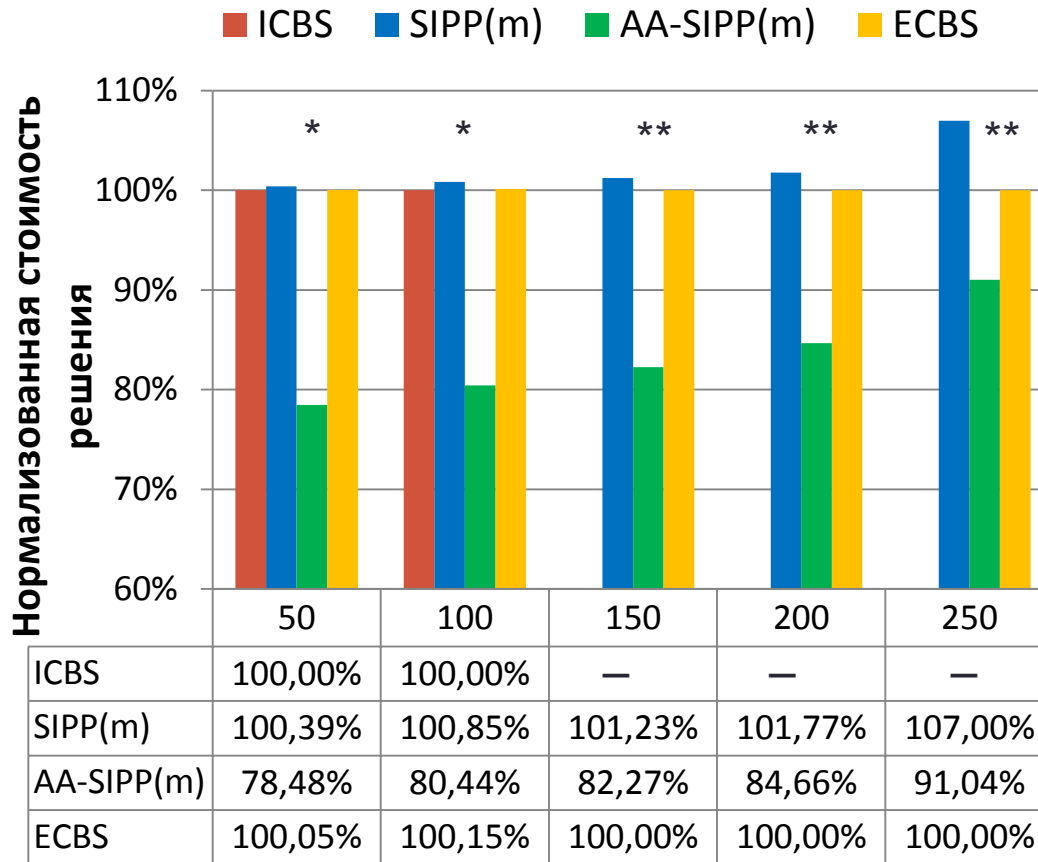
AA-SIPP(m):  
Хорошо  
масштабируется

\*  
Усреднение по всем заданиям,  
решенным ICBS

\*\*  
Усреднение по всем заданиям  
= заданиям, решенным  
SIPP(m), AA-SIPP(m), ECBS

ICBS	3,4176	26,9789	—	—	—
SIPP(m)	0,0155	0,0553	0,1236	0,2147	0,3344
AA-SIPP(m)	0,1311	0,4186	0,8931	1,6784	2,8774
ECBS	0,1421	0,5905	1,6989	4,1229	9,0114

# Эксперимент № 1. Нормализованная стоимость решения



**AA-SIPP(m):**  
Стоимость решения  
ниже на 9-22%

\*

100% = ICBS

\*\*

100% = ECBS

## Эксперимент № 1. Результаты

N		ICBS	SIPP(m)	AA-SIPP(m)	ECBS
50	Success	97.00%	100.00%	100.00%	100%
	Time(s)	3.4176	0.0155	0.1311	0.1421
	Cost	2240.56	2249.31 (+0.39%)	1758.29 (-21.52%)	2241.76 (+0.05%)
100	Success	62.00%	100.00%	100.00%	100%
	Time(s)	26.9789	0.0553	0.4186	0.5905
	Cost	4446.65	4483.66 (+0.83%)	3575.87 (-19.58%)	4452.28 (+0.13%)
150	Success	14.00%	100.00%	100.00%	100%
	Time(s)	–	0.1236	0.8931	1.6989
	Cost	–	6749.81	5485.56	6668.04
200	Success	0.00%	100.00%	100.00%	100%
	Time(s)	–	0.2147	1.6784	4.1229
	Cost	–	9106.2	7574.8	8947.8
250	Success	0.00%	100.00%	100.00%	100%
	Time(s)	–	0.3344	2.8774	9.0114
	Cost	–	11532.85	9812.7	10778.6

### AA-SIPP(m):

- Процент успеха – **100%**
- **Стоимость** решения ниже на **9-22%**
- **Хорошо масштабируется**

## Эксперимент № 2. Входные данные

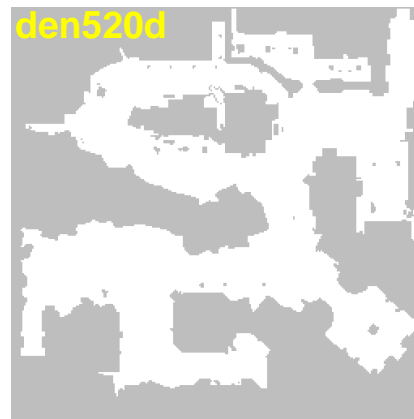
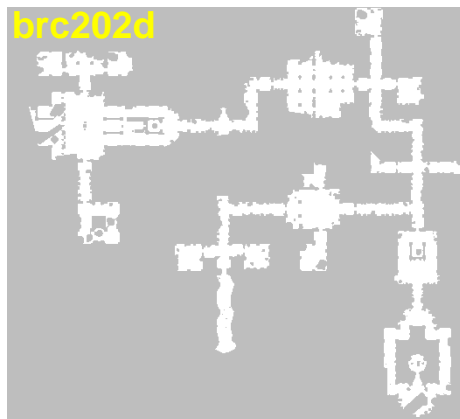
**Карты** - 3 карты "Dragon Age: Origins" из коллекции MovingAI benchmark.

- Эти же карты использовались для тестирования в работах про ICBS.

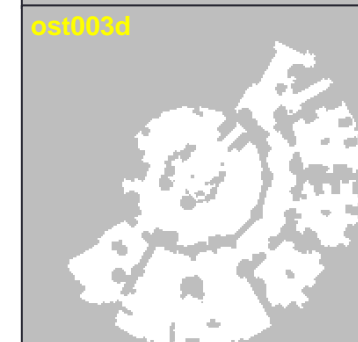
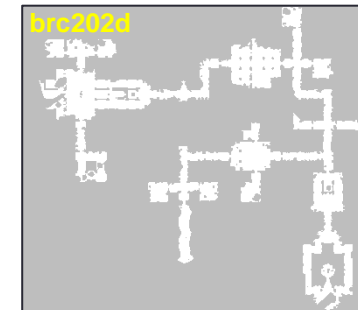
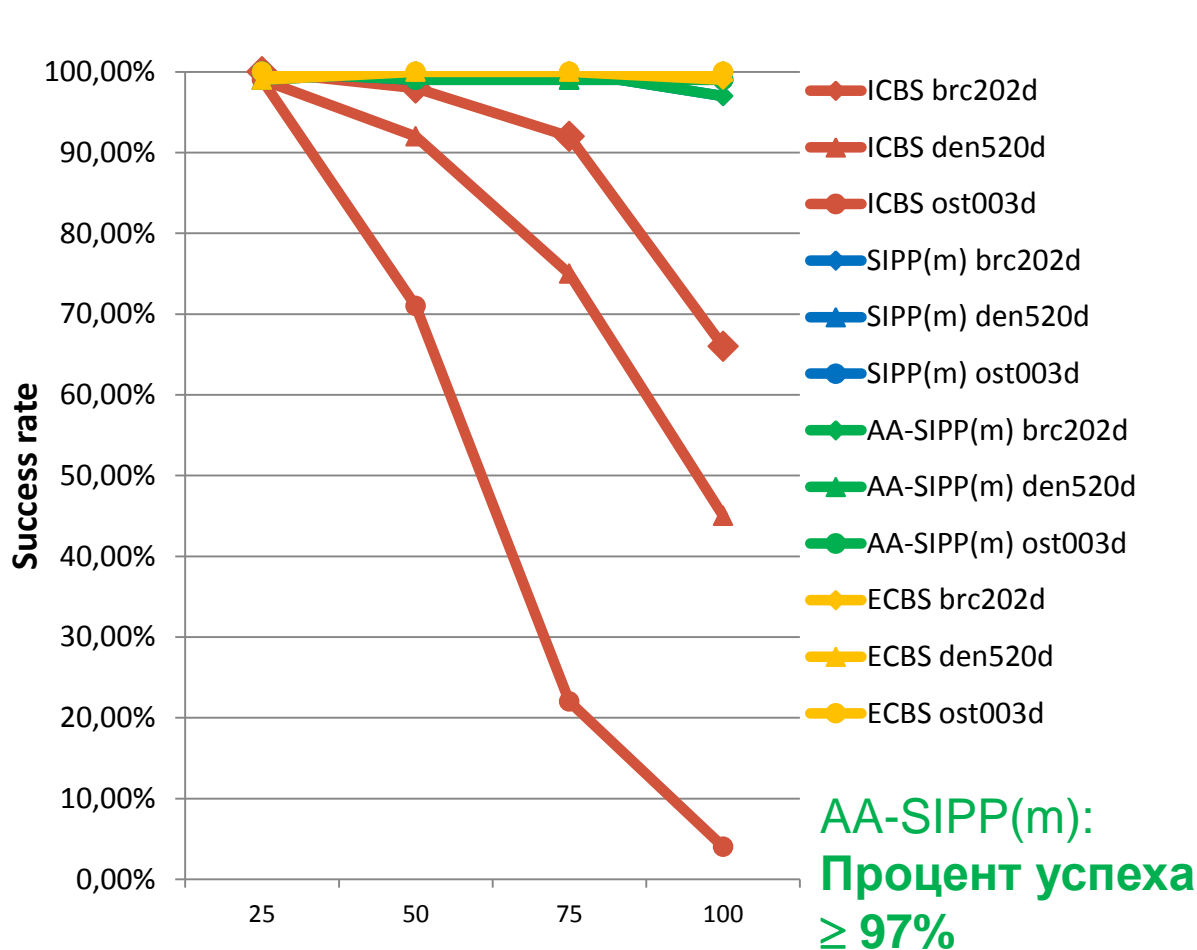
### Задания:

- В каждом задании **25, 50, 70** или **100 агентов**.
- **100** заданий на каждую карту и число агентов (всего 1200).
- Задания не являются гарантированно разрешимыми для алгоритмов SIPP(m) и AA-SIPP(m).

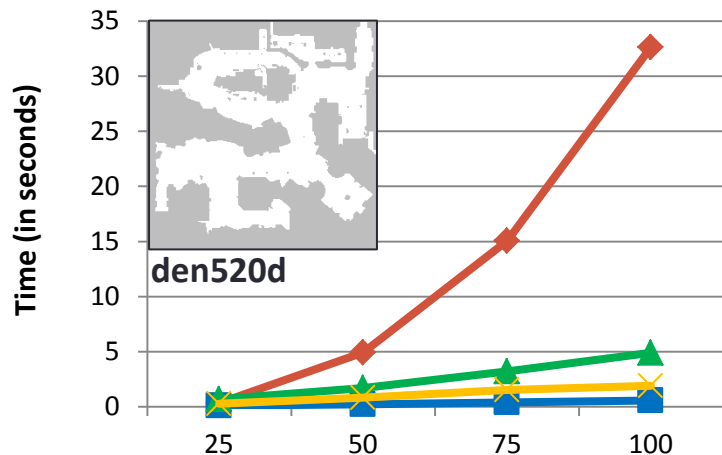
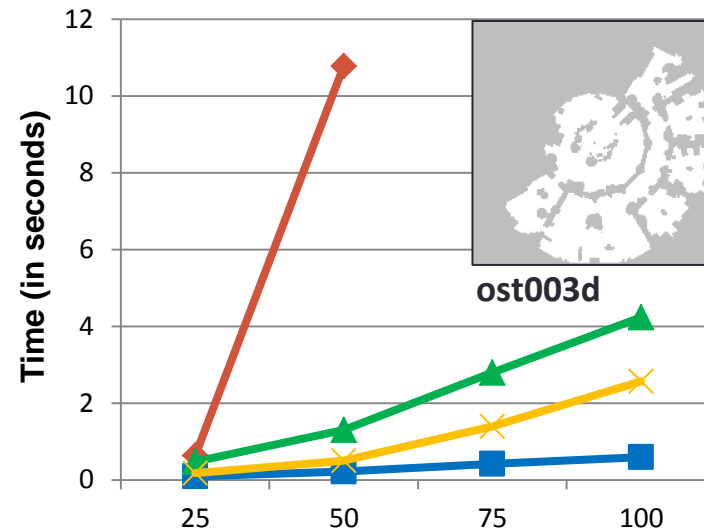
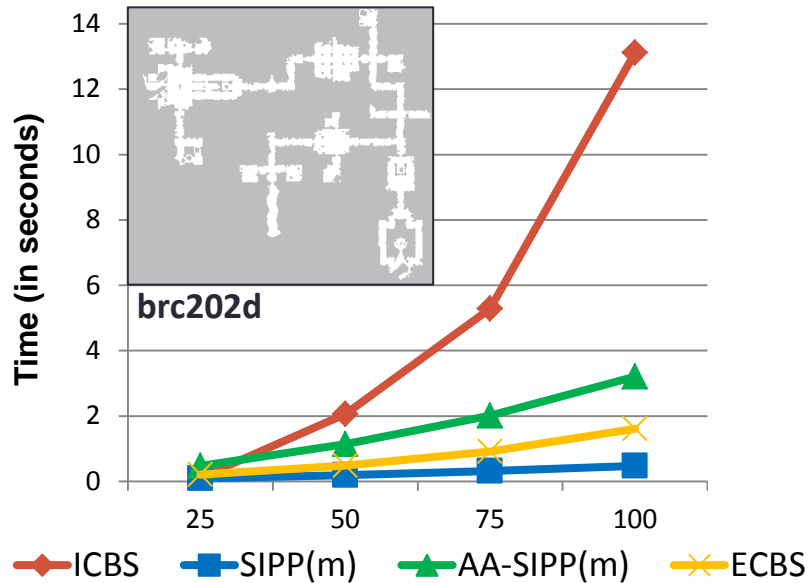
**Время работы алгоритма ограничено 5 мин.**



# Эксперимент № 2. Процент успеха.



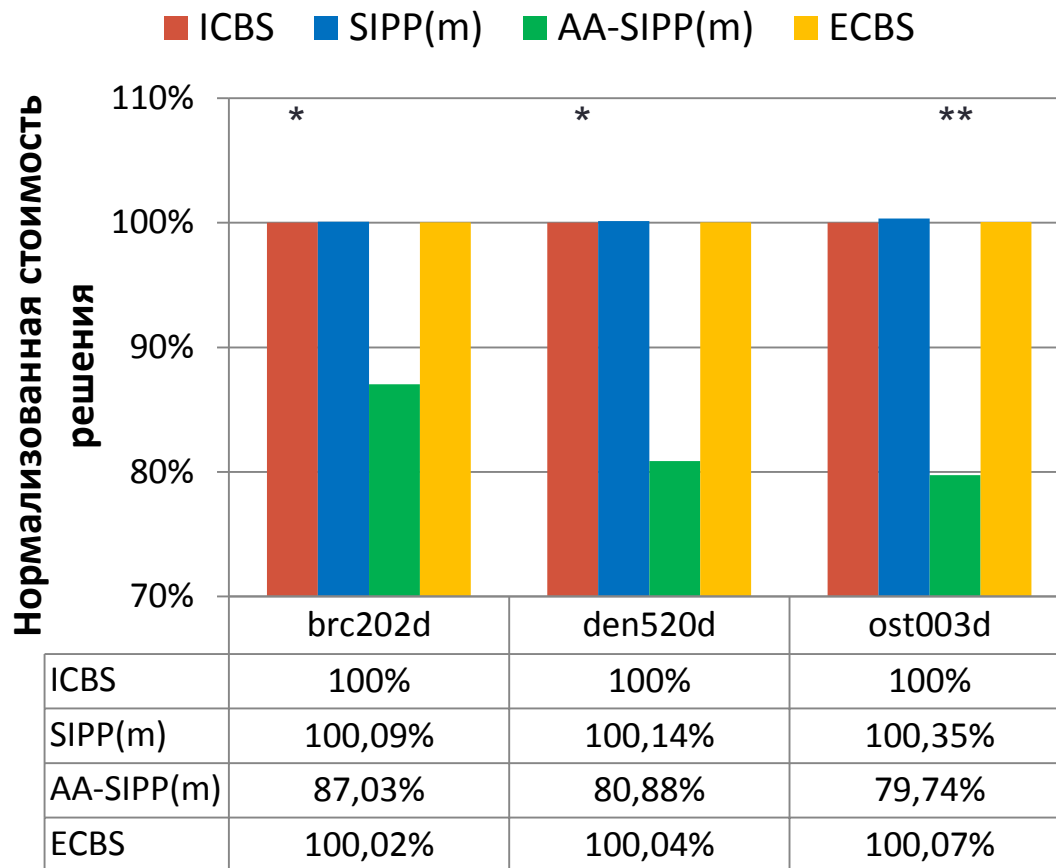
# Эксперимент № 2. Время.



AA-SIPP(m):  
Хорошо масштабируется

- но хуже, чем ECBS

# Эксперимент № 2. Нормализованная стоимость решения



**AA-SIPP(m):**  
Стоимость решения  
ниже на 13-21%

\*

Усреднено по всем заданиям, которые  
решили все алгоритмы.

\*\*

Усреднено по всем заданиям с 25 и 50  
агентами, которые решили все  
алгоритмы.

(т.к. ICBS решил слишком мало заданий с  
75 и 100 агентами на этой карте)

## Эксперимент № 2. Результаты

N		brc202d				den520d				ost003d			
		ICBS	SIPP(m)	AA-SIPP(m)	ECBS	ICBS	SIPP(m)	AA-SIPP(m)	ECBS	ICBS	SIPP(m)	AA-SIPP(m)	ECBS
25	Success	100%	100%	100%	100%	99%	99%	99%	99%	99%	100%	100%	100%
	Time(s)	0.1105	0.0881	0.4735	0.2128	0.347	0.108	0.6873	0.2895	0.6365	0.0966	0.4814	0.1809
	Cost	3242.71	3244.13 (+0.04%)	2818.07 (-13.64%)	3243.12 (+0.01%)	3484.85	3487.18 (+0.07%)	2808.66 (-19.13%)	3485.8 (+0.03%)	2706.91	2711.43 (+0.17%)	2140.75 (-20.92%)	2708.12 (+0.04%)
50	Success	98%	100%	100%	100%	92%	100%	100%	100%	71%	99%	99%	100%
	Time(s)	2.056	0.1929	1.1353	0.4796	4.9273	0.2304	1.7087	0.8292	10.7776	0.2218	1.3025	0.5067
	Cost	6389.7	6394.75 (+0.08%)	5575.79 (-13.5%)	6390.99 (+0.02%)	6875.8	6884.33 (+0.12%)	5558.98 (-18.91%)	6877.93 (+0.03%)	5362.21	5380.37 (+0.34%)	4273.8 (-20.3%)	5367.3 (+0.09%)
75	Success	92%	100%	100%	100%	75%	99%	99%	100%	22%	99%	99%	100%
	Time(s)	5.2857	0.3128	2.0074	0.9185	15.0511	0.3865	3.2271	1.5346	–	0.4215	2.7905	1.3954
	Cost	9600.36	9611.16 (+0.11%)	8372.0 (-13.38%)	9603.35 (+0.03%)	10293.1	10311.4 (+0.18%)	8344.37 (-18.66%)	10298.2 (+0.05%)	–	8373.43	6663.58	8340.22
100	Success	66%	97%	97%	99%	45%	100%	100%	100%	4%	99%	99%	100%
	Time(s)	13.1123	0.4719	3.2037	1.6128	32.6364	0.5654	4.9068	1.9032	–	0.5931	4.2395	2.5662
	Cost	12806.2	12822.7 (+0.13%)	11094.1 (-13.37%)	12811.2 (+0.04%)	13665.3	13697.5 (+0.24%)	11105.4 (-18.73%)	13674.2 (+0.07%)	–	10959.5	8755.2	10906.4

### AA-SIPP(m):

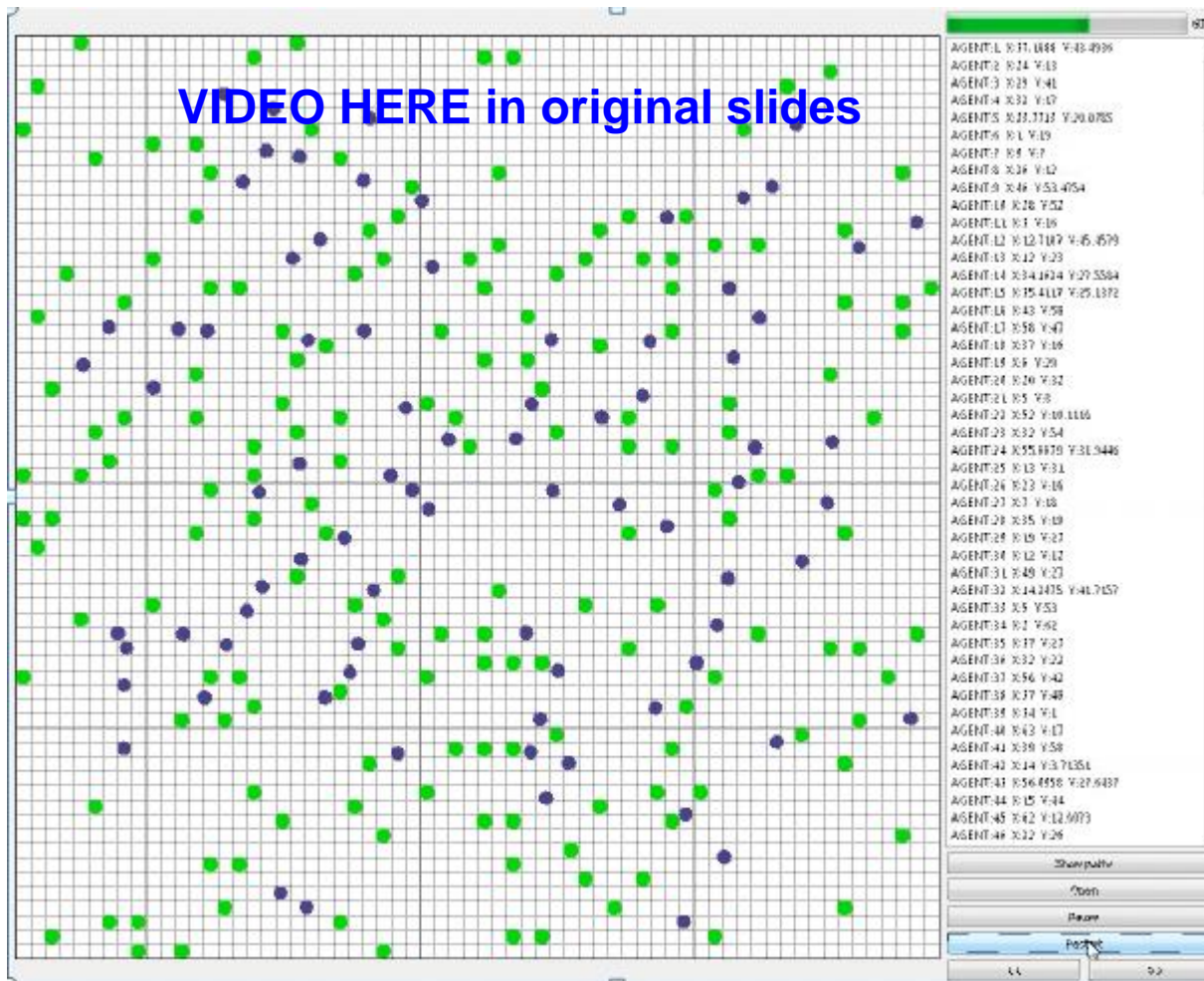
- Из всех 1200 протестированных заданий AA-SIPP(m) успешно решил 99,33%.
- Стоимость решения ниже на 13-21%.
- Хорошо масштабируется.



# Результаты

- Предложен алгоритм AA-SIPP, применимый для планирования траектории в среде с динамическими препятствиями и возможностью перемещения агента в произвольном направлении (any-angle planning).
- На основе алгоритма AA-SIPP предложен алгоритм планирования неконфликтных траекторий для группы агентов AA-SIPP(m).
- Проведенные экспериментальные исследования и сравнение с существующими алгоритмами показали высокую эффективность и преимущества алгоритма AA-SIPP(m).

# Демонстрация (симуляция)



# Методы и подходы к приоритизации агентов и модификации пространства поиска индивидуального планировщика

Anton Andreychuk and Konstantin Yakovlev. 2018. **Two Techniques That Enhance the Performance of Multi-robot Prioritized Path Planning**. In Proceedings of the 17th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (**AAMAS 2018**), Stockholm, Sweden, July 10–15, 2018. (*in press*)

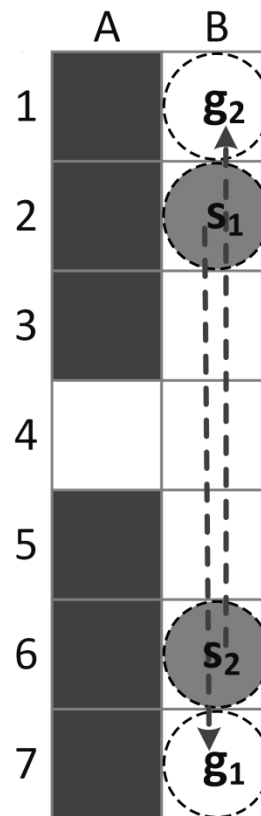
# Приоритизация агентов

Существуют различные  
типы заданий:

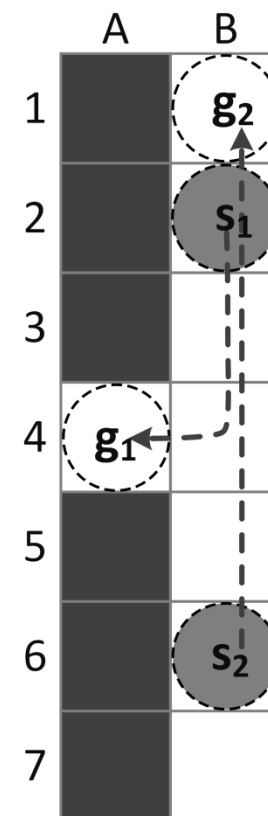
а) Задание не  
разрешимо для  
приоритизированного  
алгоритма

б) Решение существует  
при определенной  
схеме приоритизации

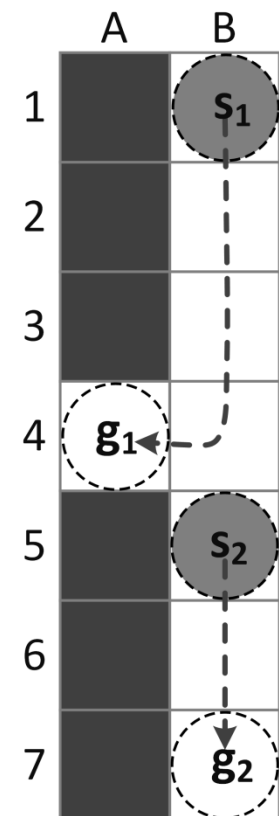
в) Решение существует  
при любой схеме  
приоритизации



a)



b)



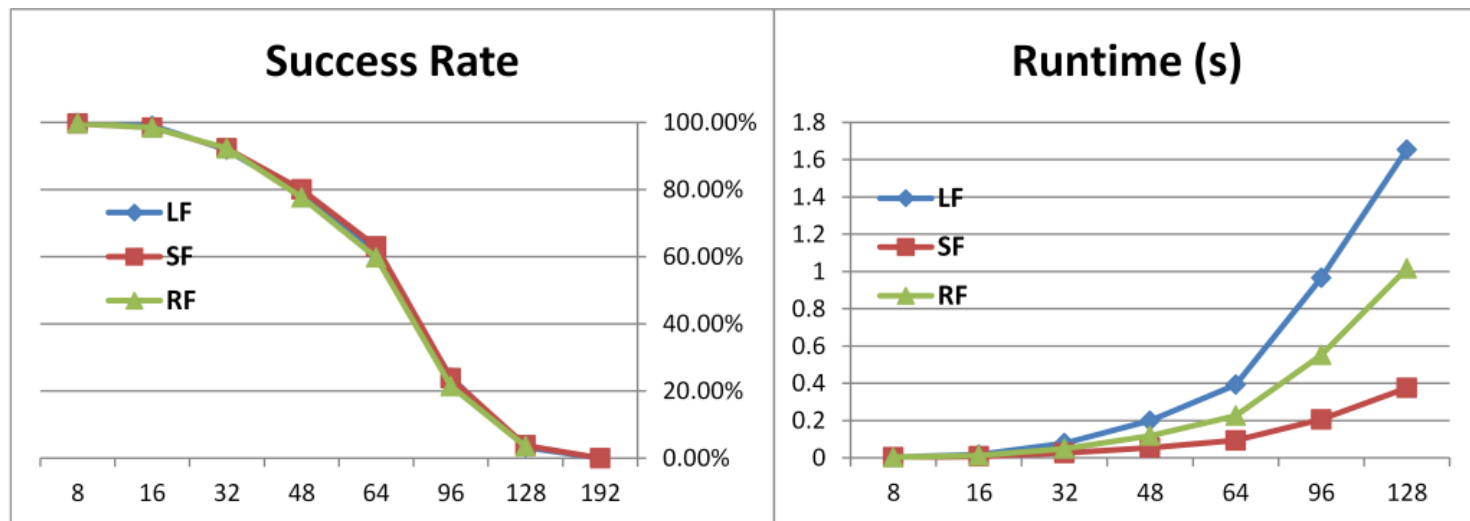
c)

# Влияние приоритизации на время работы алгоритма и success rate

SF(shortest first) – чем меньше расстояние между стартом и целью агента, тем выше его приоритет.

LF(longest first) – чем больше расстояние между стартом и целью агента, тем выше его приоритет.

RF(random first) – приоритет агентов назначен случайным образом

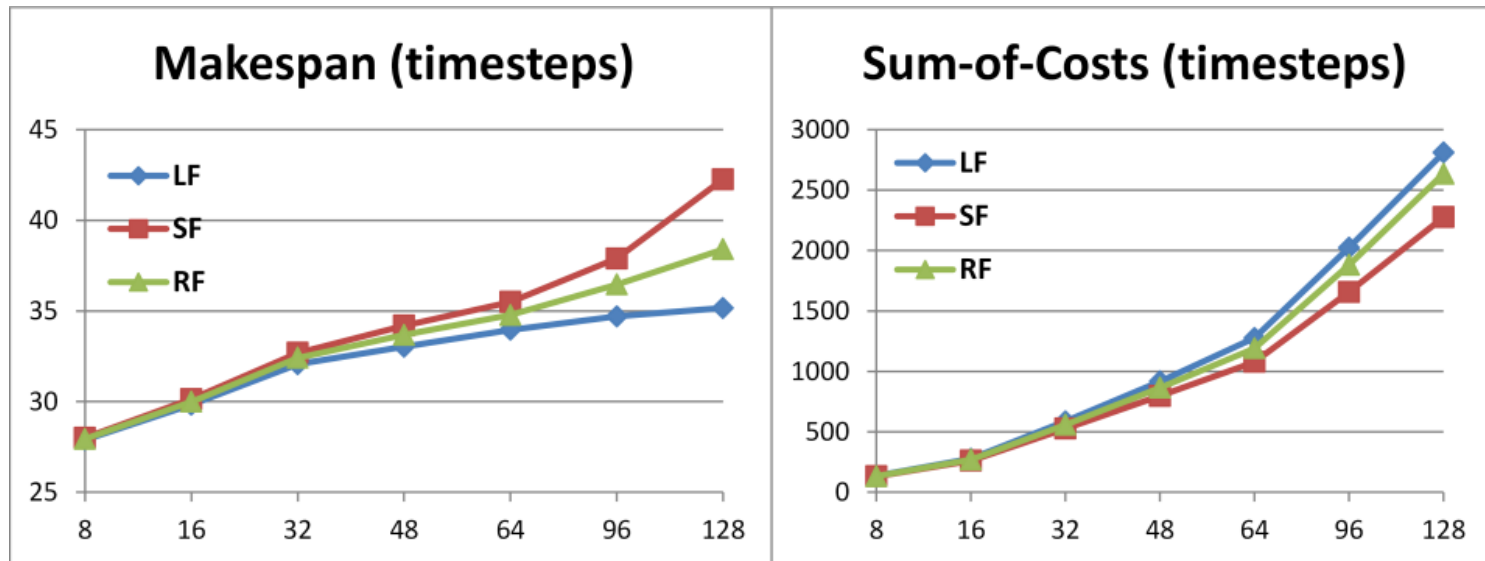


# Влияние приоритизации на качество решения

SF(shortest first) – чем меньше расстояние между стартом и целью агента, тем выше его приоритет.

LF(longest first) – чем больше расстояние между стартом и целью агента, тем выше его приоритет.

RF(random first) – приоритет агентов назначен случайным образом

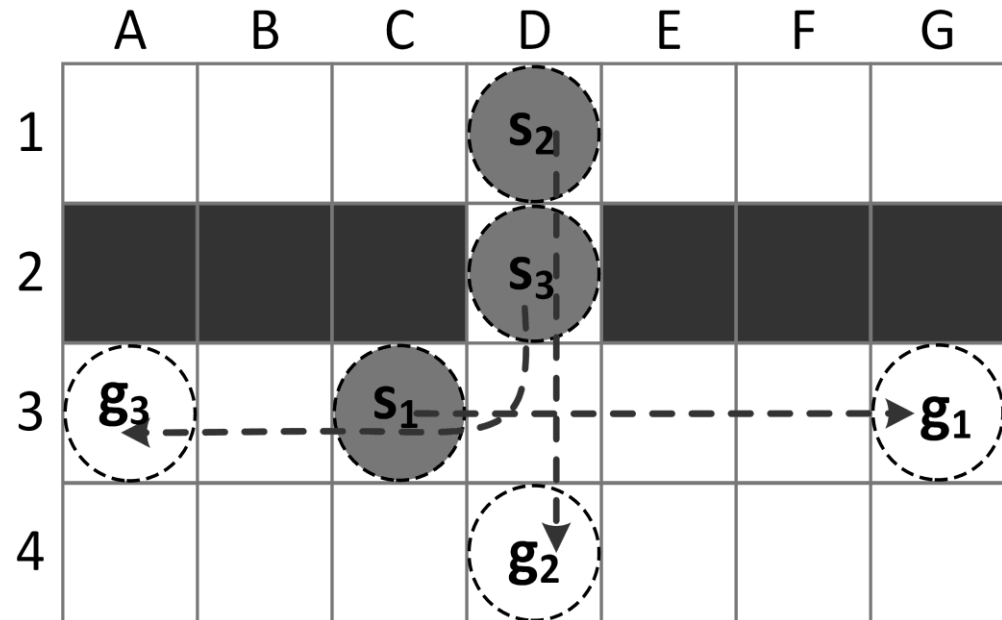


# Промежуточный вывод

SF(shortest first) – наиболее предпочтительный способ, если только речь не идет о минимизации makespan «любой ценой»

# Стартовые безопасные интервалы

**Проблема:** решение не будет найдено, т.к. агент 3 должен подождать пока пройдет агент 1 и будет «сбит» агентом 2.

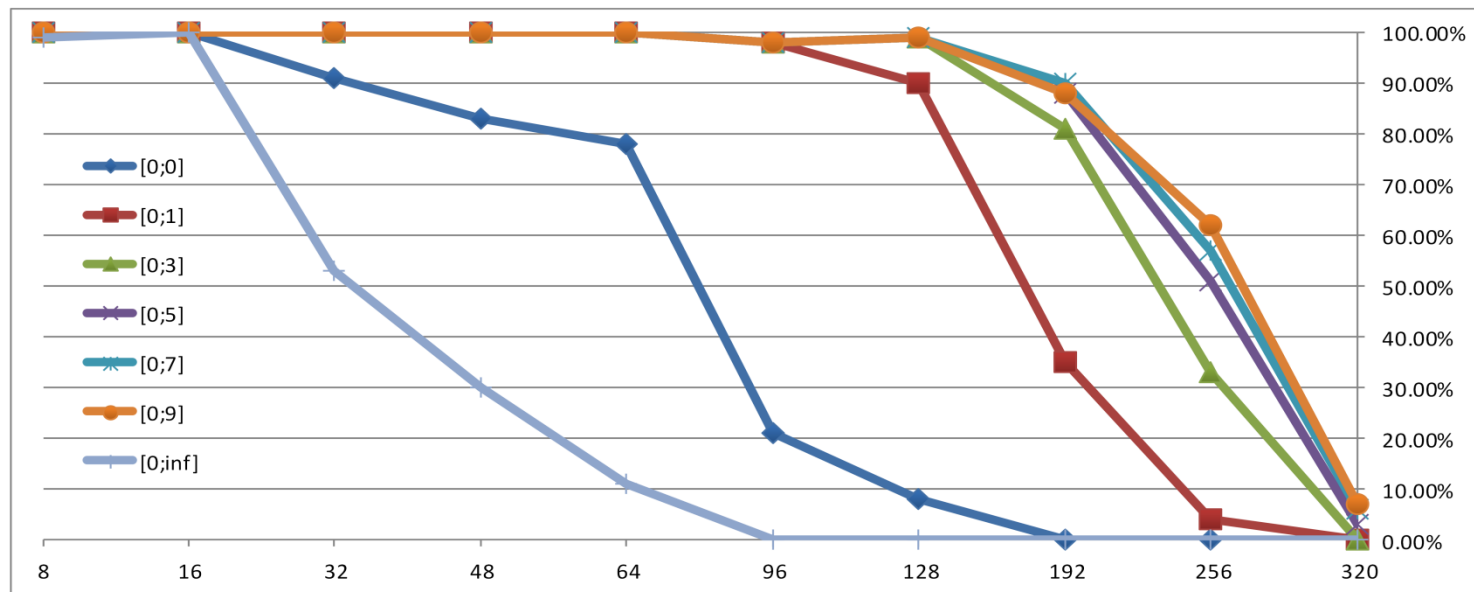


**Возможное решение:** добавление безопасных интервалов в стартовые вершины агентов, запрещающие другим агентам проходить через них определенное количество времени.



# Экспериментальные исследования

- $[0;0]$  – стартовые вершины не заблокированы
- $[0;n]$  – стартовые вершины заблокированы первые  $n$  шагов
- $[0;inf]$  – стартовые вершины всегда заблокированы



**Добавление стартовых безопасных интервалов позволяет решать задания с гораздо большим числом агентов.**

# Перепланирование с изменением приоритетов агентов

В случаях, когда траектория одного из агентов не может быть найдена, изменение приоритетов может помочь решить задание.

Принцип работы предложенного подхода:

- 1) Повысить приоритет агенту, для которого не получилось построить траекторию. Таким образом, для этого агента гарантировано будет найдена траектория.
- 2) Если новая последовательность приоритетов уже была ранее – произошло заикливание, решение не может быть найдено.
- 3) Попытаться найти решение с новой последовательностью приоритетов.

---

**Algorithm 1:** Prioritized planning with rule-based re-scheduling

---

```
1  $PS = \emptyset$ ; // set of priority sequences;
2 ChooseInitialPrioritySequence()  $\mapsto ps = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ ;
3 while true do
4    $TR = \emptyset$ ; // set of agents' trajectories;
5   add  $ps$  to  $PS$ ;
6   for  $j$  from 1 to  $n$  do
7      $tr = \text{FindTrajectoryOfTheIndividualAgent}(i_j, TR)$ ;
8     if  $tr$  is found then
9       add  $tr$  to  $TR$ ;
10      if  $j = n$  then
11        return  $TR$ ;
12      //success! All the trajectories have been found
13    else
14       $ps = \{i_1 = i_j, i_2 = i_1, \dots, i_n = i_{n-1}\}$ ;
15      //raise the priority of agent  $i_j$ ;
16      if  $ps \in PS$  then
17        return failure;
18    break;
```

---

# Экспериментальные исследования

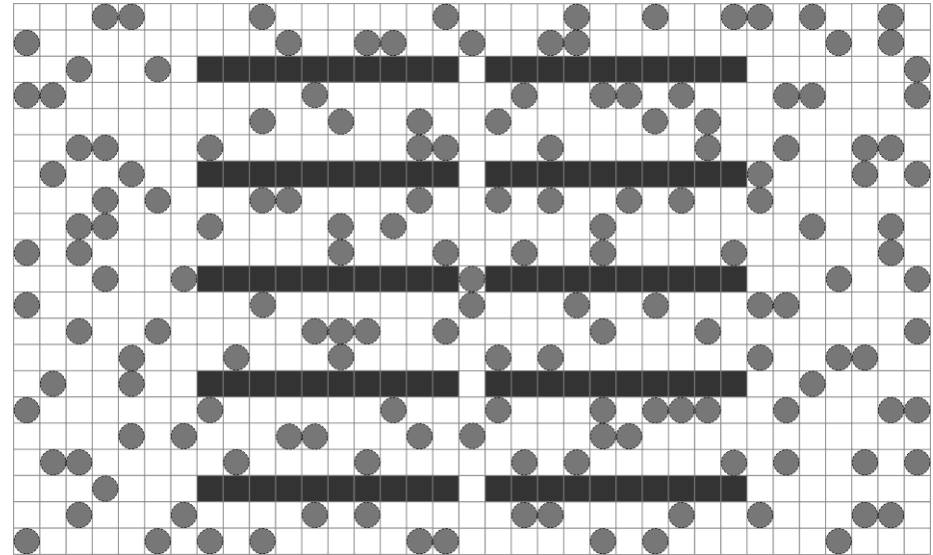
Карта: МТ-граф 21x35  
моделирующий складские  
помещения.

Задания: по 100 заданий с 16, 32,  
64, 96, 128, 160 и 192 агентами.

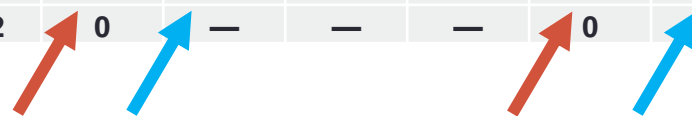
Время работы ограничено 5 мин.

## Результаты:

Использование  
предложенного метода  
изменения приоритизации  
позволяет решать больше  
заданий с большим  
числом агентов и тратить  
меньше времени (за счет  
меньшего числа  
перепланирований)



	Random Restarts				Rule-Based Restarts			
	SR	t	Msp	SoC	SR	t	ms	SoC
16	1	0.01	33.31	285.15	1	0.01	33.31	285.15
32	1	0.04	36.68	591.3	1	0.04	36.68	591.3
64	1	0.22	41.25	1274.94	1	0.17	42.05	1252.82
96	1	0.68	50.05	2212.14	1	0.49	50.42	2149.31
128	1	5.73	62.23	3543.92	1	1.4	66.15	3322.52
160	0.42	117.82	79.73	5220.9	0.99	28.28	100.5	5298.85
192	0	—	—	—	0	—	—	—



# Учет ориентации (heading) агента (робота) при планировании

## AA<sub>t</sub>-SIPP(m)

Submitted to **IROS 2018** as “Improved Any-Angle Path Planner for Multi-Robot Navigation”

Экспериментальные исследования на реальных роботах – совместная работа с *Воробьевым В.В.*, НИЦ Курчатовский институт

# AAAt-SIPP

Учет направления  
движения агента приводит  
к:

А) Увеличению  
пространства поиска  
агента

Б) Необходимости учета  
времени, требуемого для  
смены направления  
движения

---

## Algorithm 1: AAAt-SIPP ( $s_{start}, s_{goal}$ )

---

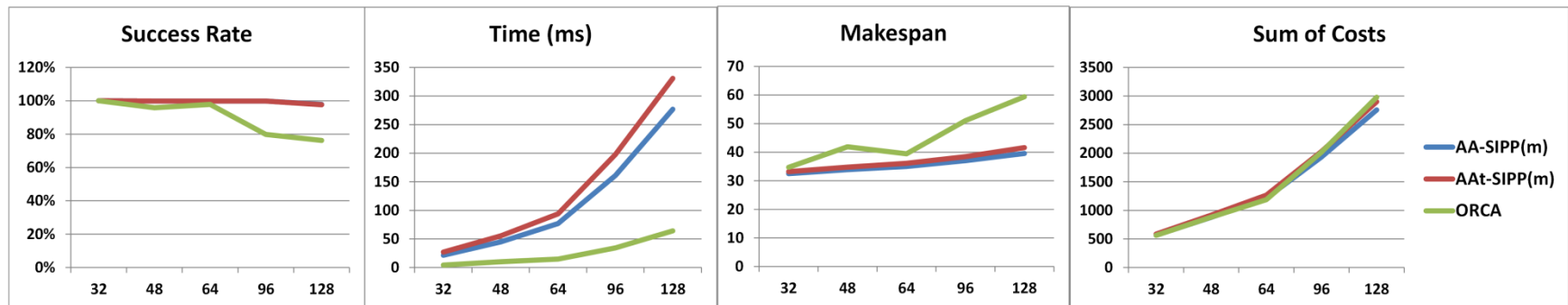
```

1  $g(s_{start}) = 0$ ;  $OPEN = \emptyset$ ;
2 insert  $s_{start}$  into  $OPEN$  with  $f(s_{start}) = h(s_{start})$ ;
3 while  $s_{goal}$  is not expanded do
4    $s :=$  state with the smallest  $f$ -value in  $OPEN$ ;
5   remove  $s$  from  $OPEN$ ;
6   for each  $cfg$  in  $NEIGHBORS(s.cfg)$  do
7      $successors :=$  getSuccessors( $cfg, s$ );
8      $cfg' :=$   $cfg$  reachable from  $parent(s)$ ;
9     if  $cfg'$  exists then
10       $successors =$ 
11        $successors \cup$  getSuccessors( $cfg', parent(s)$ );
12      for each state  $s'$  in  $successors$  do
13        add_to_OPEN := true;
14        for each visited state  $s''$  such that
15           $s''.cfg.pos = s'.cfg.pos$  and
16           $s''.interval = s'.interval$  do
17          if  $g(s') \geq g(s'') + dur_{rot}(s', s'')$  then
18            add_to_OPEN := false;
19          else if  $g(s'') > g(s') + dur_{rot}(s', s'')$  and
20             $s'' \in OPEN$  then
21            remove  $s''$  from  $OPEN$ ;
22        if add_to_OPEN = true then
23           $f(s') := g(s') + h(s')$ ;
24          insert  $s'$  into  $OPEN$ ;

```

# Экспериментальные исследования

Карта: МТ-граф размером 32x32 без статических препятствий  
Задания: по 500 заданий для 32, 48, 64, 96 и 128 агентов.  
Задания сгенерированы случайным образом (не относятся к классу well-formed infrastructures).

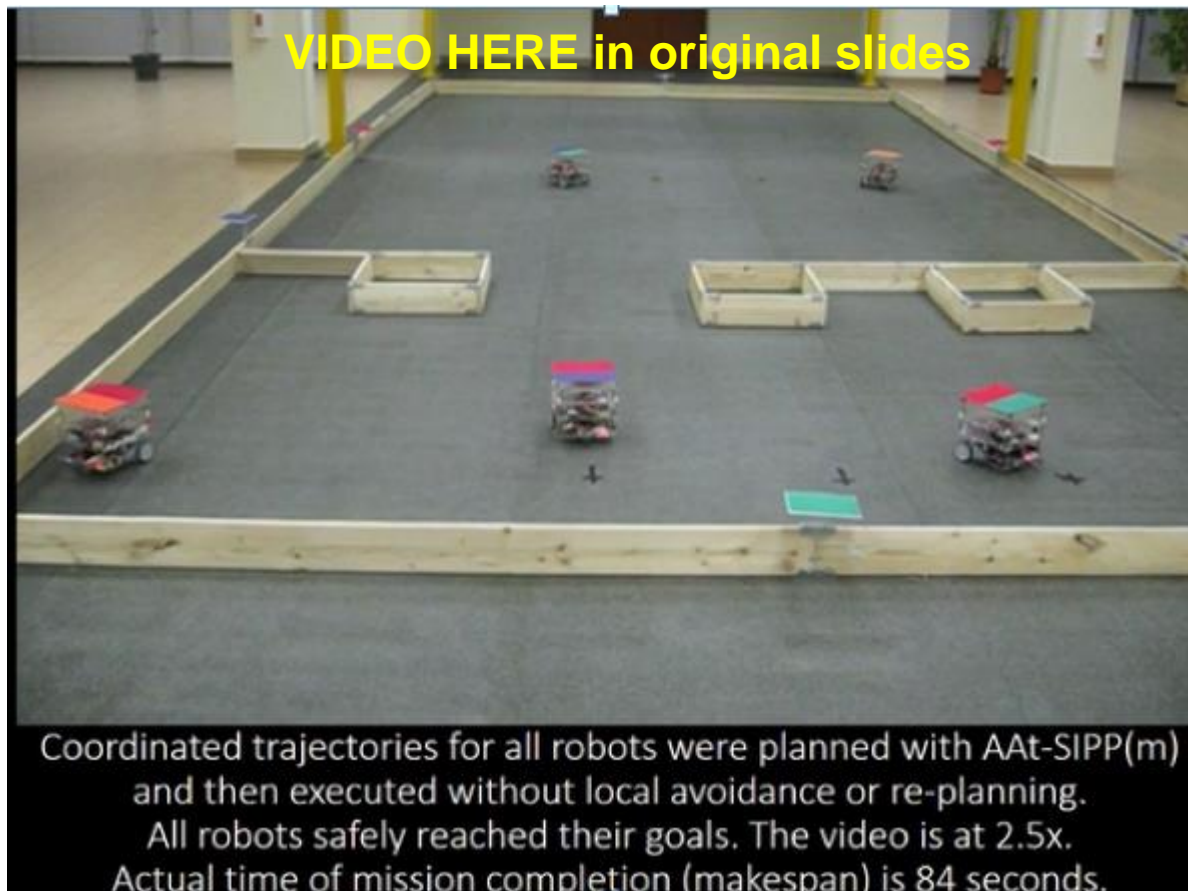


Результаты:

А) учет направления движения агентов увеличивает время работы алгоритма на 20-25%.

Б) AA-SIPP(m) и AAt-SIPP(m) решают большее число заданий, чем ORCA

# Демонстрация



# Спасибо за внимание!

## Статьи на arXiv

[https://arxiv.org/a/yakovlev\\_k\\_1.html](https://arxiv.org/a/yakovlev_k_1.html)

## Видео на youtube

Канал "Intelligent Robots"

<https://www.youtube.com/channel/UChkz6VVLv9KJJg9XTcR0CLQ>

## Код на Github

<https://github.com/PathPlanning/AA-SIPP-m>

## Контакты

[yakovlev@isa.ru](mailto:yakovlev@isa.ru)

[kyakovlev@hse.ru](mailto:kyakovlev@hse.ru)