

УДК 004.031.2

РАЗРАБОТКА ФУНКЦИЙ И СТРУКТУРЫ ИМИТАЦИОННОЙ МОДЕЛИ ДВИЖЕНИЯ КОЛОННЫ БЕСПИЛОТНЫХ ГРУЗОВЫХ АВТОМОБИЛЕЙ В УСЛОВИЯХ ЭКСТРЕМАЛЬНОЙ И НЕСТАЦИОНАРНОЙ СРЕДЫ

Д.А. АКИМОВ

МИРЭА - Российский технологический университет
Россия, 119454, Москва, проспект Вернадского, дом 78
E-mail: akimov_d@mirea.ru

А.З. Асанов

МИРЭА - Российский технологический университет
Россия, 119454, Москва, проспект Вернадского, дом 78
E-mail: asanov@mirea.ru

И.К. Шевцов

МИРЭА - Российский технологический университет
Россия, 119454, Москва, проспект Вернадского, дом 78
E-mail: akim-dmitrij@yandex.ru

Ключевые слова: имитационная модель, роботизированная колонна, беспилотные грузовые автомобили, авторобот, мультиагентная, интеллектуальный агент, колонна автомобилей, роботизированная колонна, бесконтактное управление, нестационарная среда, экстремальная среда.

Аннотация: При движении колонны беспилотных грузовых автомобилей одной из критических задач является контроль окружающей обстановки для предотвращения или минимизации ущерба при возникновении нештатных ситуаций при движении. В ходе исследования системы управления колонной беспилотных грузовых автомобилей необходимо представлять процессы так, как если бы описывающие процессы проходили бы в действительности. На данный момент существует подход, который может справиться с этой задачей с заданным уровнем детализации – имитационное моделирование с применением мультиагентных систем.

1. Введение

При рассмотрении ранее проведенных исследований можно выделить несформированный методологический аппарат построения колонн с информационным обеспечением. В работе [1-3] предложен метод полевых потенциалов для «отталкивания», при объезде препятствий. Модификация метода simple ant colony optimization algorithm (SACO) описывается в [4, 5], главной особенностью которой является то, что муравьиная колония обладает памятью, в которую заносятся все пройденные узлы и далее ис-

пользуется в эвристическом выборе траектории обхода или объезда. Многоагентное нечеткое иерархическое управление группой мобильных роботов освещается в публикации [6], так же показан алгоритм выбора путей в зависимости от скорости, ускорения и степени опасности препятствий. В [7, 8] были продемонстрированы возможности нечетких нейронных сетей решать задачи распознавания образов препятствий в реальном времени

При описании входных параметров необходимо учесть не только ограничения модели, но и среду, в которой модель должна функционировать.

К основным ограничениям системы относятся требования безопасности дорожного движения, нормативные требования построения маршрутов движения и экспертные требования к модели движения беспилотных грузовых автомобилей [7].

Экстремальной средой будем считать пространство возможных ситуаций, которое требует значительную корректировку параметров движения колонны беспилотных грузовых автомобилей.

Факторы экстремальной среды:

- Длительное безостановочное время работы основных агрегатов;
- Повышенные нагрузки на ходовую часть (сверхгабаритный груз);
- Экстремальные метеоусловия (особенно осадки и туман);
- Повышенная опасность дорожного покрытия;
- Экстремальные помехи (радио, оптические) измерительным системам.

Нестационарной средой будем считать набор динамических внешних условий и помех, возникающих в текущий момент времени, например, бездорожье.

Факторы нестационарной среды:

- Изменяющиеся состояние дорожного покрытия;
- Пересеченная местность, бездорожье;
- Изменяющиеся внешние условия, требующие постоянную смену режимов движения;
- Невозможность подачи однородных команд для каждого авторобота.

Помимо перечисленных есть еще другие, - плохо формализуемые факторы (отсутствие видимых краев дорожного полотна, экстремальные значения дистанции и скорости, отсутствие дорожных знаков, необоснованные действия водителя головной машины, преждевременные и непрогнозируемые поломки), которые необходимо учитывать при моделировании. При этом применение тех или иных требований зависит от текущей ситуации. Например, автоколонна не может выходить на неправильный путь, но если на его маршруте возникает затор или дорожно-ремонтные работы, то он может выйти на неправильный путь, чтобы объехать препятствие и не выбиться из графика. Но только если не мешает другим более приоритетным колоннам своими маневрами. С другой стороны, он может не менять маршрут, а просто немного задержаться, если эта задержка будет небольшой, и он сможет в дальнейшем нагнать свое расписание. Таким образом, простое решение о том менять маршрут или нет, оказывается связанным с множеством условий, между которыми необходимо найти баланс. Так же могут повлиять нестационарная среда, в том числе и из-за неопознанного отказа оборудования.

2. Выбор типа модели агентов колонны беспилотных грузовых автомобилей

Под термином интеллектуальный агент понимаются программы, получающие информацию из окружающей среды и выполняющие над ней соответствующие операции, при этом их поведение рационально [9].

При рассмотрении архитектуры таких агентов в контексте колонны беспилотных грузовых автомобилей можно поделить на четыре общих класса: дедуктивные агенты, реактивные агенты (агенты, основанные на поведении), делиберативные («разумные») агенты и агенты, основанные на побуждениях.

Парадигма Убеждение-Желание-Намерение (Belief-Desire-Intention) воплощает один из основных видов делиберативных («разумных» агентов) и содержит явно представленную структуру данных, соответствует этим трем указанным свойствам рассуждений, применяемых агентом при решении задач [10].

В агенте BDI [3, 11, 12], среда E начинается в специфическом состоянии в конечном множестве дискретных состояний: $E = \{e, e', \dots\}$. Агент Ag выбирает специфическое действие из доступного множества возможных действий A на основе состояния среды и предыдущих выполненных действий.

Запуск R-последовательность чередующихся состояний и действий. Среда запускается в определенном состоянии, и агент выбирает действие, чтобы выполняться при этом состоянии. В результате этого действия, среда может перейти в ряд возможных состояний:

$$R = e_0 \xrightarrow{\alpha_0} e_1 \xrightarrow{\alpha_1} \dots \xrightarrow{\alpha_{u-1}} e_u$$

Функция Ag отображает запуски на действия, агент выбирает следующее действие, основываясь на доступной истории запуска системы. Агент пробует найти и выполнить лучший план, который является серией действий, выполнимых в определенном порядке:

$$\pi = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\},$$

BDI агент выполняет следующие функции:

1. Функция пересмотра убеждений агента (т.е. brf) модифицирует текущие убеждения агента на основе множества всех убеждений Bel и текущих результатов перцепции:

$$brf: \varphi(Bel) * Per \rightarrow \varphi(Bel)$$

2. Желание, которое агент стремится достичь, считывается из стека намерений. Этот стек содержит все желания (т.е. цели), которые агент обязался выполнить. Агент отыскивает планы, указывающие желание, извлеченное из стека, в качестве постулов. Из этих планов, только те, которые удовлетворяют своему предусловию (на основе его текущих убеждений), становятся возможными вариантами или желаниями для агента.

Делиберативный агент начинает размышлять, используя два функциональных компонента: функция выбора:

$$options: \varphi(Bel) * \varphi(Int) \rightarrow \varphi(Des),$$

которая для текущего множества убеждений и намерений Int агента и производит множество возможных желаний Des . Для того, чтобы выбрать между конкурирующими вариантами, агент использует функцию фильтрации:

$$filter: \varphi(Bel) * \varphi(Des) * \varphi(Int) \rightarrow \varphi(Bel).$$

В процессе рассуждений дальнейшие желания помещаются в стек намерений, что в свою очередь запускает поиск большего количества планов, чтобы достичь указанной цели, и так далее. Процесс заканчивается отдельными действиями, которые могут быть непосредственно выполнены. Если специфический план достижения цели терпит не-

удачу, то агент может выбрать другой план достижения желания из всех возможных планов.

Так как размер структуры намерений становится очень большим, ограничения, накладываемые на вычислительные ресурсы для планирования, уточнения и оценки этих намерений, вызывают «познавательную перегрузку» агента *BDI*. К сожалению, ранее упомянутые механизмы фильтрации, не помогают значительно сократить «познавательную перегрузку» поскольку, со временем генерируется ряд действительных альтернатив, которые все совместимы с текущими намерениями агента.

Другим возможным решением является использование реактивных (поведенческих) агентов [5-7]. В таких агентах не рассматриваются планирующие действия, основанные на сложных внутренних представлениях окружающей среды из-за их неотъемлемых ошибок их четкого представления и ассоциированных с их обработкой временных затрат. Реактивный агент Ag_r производит ответ из множества возможных ответов $R = \{r_1, r_2, \dots\}$, на основе текущих стимулов S , что может быть представлено следующим отображением:

$$Ag_r: \beta(S) \rightarrow R.$$

Каждый индивидуальный стимул или результат перцепции s_i (где $s_i \in S$) – кортеж, состоящий из специфического типа или перцепционного класса p и значения силы

$$\lambda: s_i = (p, \lambda).$$

Агент Ag_r выбирает текущий ответ r из множества возможных доступных ответов R каждый раз когда λ больше, чем порог τ . Функция поведения β , ответственная за отображение входных стимулов на множество последовательной действий, может быть дискретной или непрерывной. Реактивные агенты могут быть разработаны с использованием итеративного процесса с использованием кооперативных или конкурентных методов композиции отдельных задаваемых функций поведения β_i (где $\beta_i \in \beta$). Недостатком таких методов композиции является их сложность. Так, в архитектуре реактивного агента если задано n уровней поведения, и каждый уровень способен предложить m возможных действий, то это означает, что необходимо задать m^n их взаимодействий. Кроме того, стремясь упростить функцию поведения, такие агенты не учитывают возможного состояния самого агента, его состояния и дальнейшей мотивации.

В качестве возможной альтернативы можно рассматривать мотивированные агенты [5] как подход, совместимый с идеями делиберативных и поведенческих агентов. Различные побуждения (мотивации) – ключевые определяющие факторы, с помощью которых агент может производить разнообразное поведение, имеющее высшую степень выгоды (или полезности) как для агента, так и для мультиагентной системы в целом.

При таком подходе, мотив m – это отображение текущих убеждений bel агента о состоянии его среды во множество активных побуждений $m: \varphi(bel) \rightarrow \varphi(m)$. Такой агент будет иметь две функции: порождение цели и активация цели, обе из которых предназначены для генерации активных целей в ответ на обнаруженные изменения в его текущих убеждениях. Порожденные цели добавляются ко множеству активных целей агентов:

$$gen: \varphi(m) * \varphi(bel) \rightarrow \varphi(mg).$$

Активация (вызов) цели происходит, когда интенсивность побуждения, связанного с целью, превышает определенный t_h -порог:

$$act: \varphi(mg) * \varphi(bel) * \varphi(t_h) \rightarrow \varphi(goal).$$

Привлекательность этого подхода по сравнению с реактивными агентами в том, что пользовательские ожидания относительно поведения агента отображаются в профиль побуждений, который может затем быть сопоставлен с реальным поведением агента и усовершенствован [8]. Кроме активации целей и с ней фильтры или триггеры.

3. Разработка структуры агентно-ориентированной имитационной модели колонны беспилотных грузовых автомобилей в условиях экстремальной и нестационарной среды

События, поступающие в подсистему агенту-диспетчеру, можно разделить на два основных типа: новое требование или актуализация текущей ситуации. Требования, в свою очередь, могут быть двух типов: требование на движение в след и требование об оповещении о нештатной ситуации. Актуализация текущей ситуации может быть описана фактами ситуации [11, 12]. Разработка самих агентов связана с их описанием и определением необходимого автономного ситуационного уровня.

Таблица 1. Типы агентов имитационной модели колонны

Агент	Тип	Подсистема	Цели и задачи	Ограничения
Агент колонны	Агент потребности	Все	Выбор маршрута в установленное время, поиск ресурсов, решение конфликтов	Нормативные ограничения, требования безопасности, инфраструктурные ограничения
Агент авторобота	Агент потребности	Авторобот	Управлять автороботом и информировать агента колонны	Для выполнения требуется ресурс (скорость, исправность, возможность связи) удовлетворяющий ограничениям (правильный путь и т.д.), взаимосвязи с другими агентами
Агент следования	Агент возможности	Принятия решения	Проследовать за автороботом с минимальными отклонениями от заданной дистанции и отклонения	Помехи, неисправности
Агент ситуации	Агент возможности	Принятия решения	Принятие решения в текущей ситуации, оповещение агента колонны о неисправности	Число путей перегона, нормативные требования
Агент безопасности	Агент возможности	Все	Контроль отклонений установленных параметров, управление автороботом и избежание опасности	Выполнение требований по отклонению, разгону и торможению, скорости, рядности и требований безопасности в условиях нестационарной среды (ситуации)

Разработана структура интеллектуальной агентной системы, приведенная на рис. 1, способная обеспечивать режим реального времени бесконтактного управления ИУС за счет распределенной обработки больших массивов поливариантной информации [13].

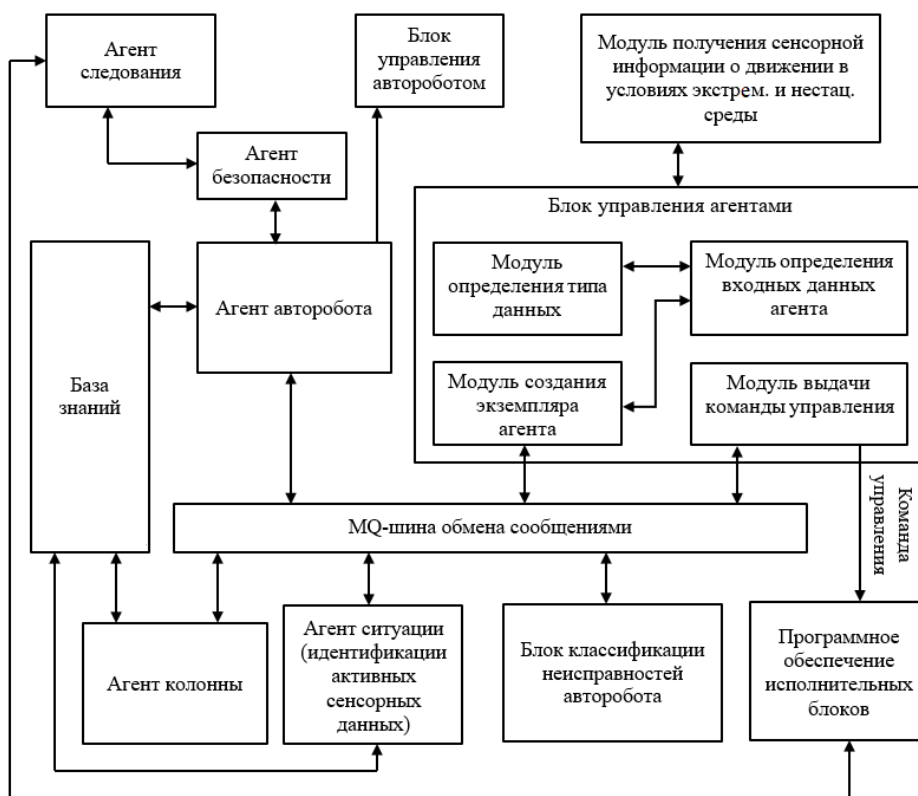


Рис. 1. Структура имитационной модели движения роботизированной колонны транспортных средств в условиях экстремальной и нестационарной среды.

Следует отметить, что в структуре учтены обратные связи, которые включаются и в случае, невозможно обеспечить необходимые критерии принятия решения. Например, подсистема агента колонны не учитывает возможные неисправности беспилотных грузовых автомобилей (в общем случае такие поломки могут и не влиять на движение колонны), пока из MQ-шины не придет сообщение о неисправности [14, 15].

4. Заключение

Приведено исследование существующих моделей взаимодействия автономных систем обоснован выбор мультиагентного подхода для информационной шины управления роботизированных транспортных средств. Выбраны типы агентов для обработки управляющих команды беспилотных грузовых автомобилей и принятия решения управления для всей автоколонны с использованием интеллектуальных методов на основе агентного представления информации о наборе параметров ситуаций.

Выполнена разработка структуры взаимодействия программных агентов для колонны транспортных средств в условиях экстремальной и нестационарной среды.

Такой подход способен обеспечивать режим реального времени бесконтактного управления ИУС за счет распределенной обработки больших массивов поливариантной информации.

Список литературы

1. Spangenberg, R., Langner, T., Rojas, R.: Weighted semi-global matching and centersymmetric census transform for robust driver assistance// In: Wilson, R., Hancock, E., Bors, A., Smith, W., eds.: *Computer Analysis of Images and Patterns*. Volume 8048 of *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin Heidelberg: Springer, 2013. P. 34-41.
2. Планирование локальной траектории на карте проходимости автомобиля-робота в реальном времени. Сборник «ПО универсального автопилота». 2014. <http://www.kb-avrora.ru/projects/po-universalnogo-avt>.
3. Ge S.S., Cui Y.J. New potential functions for mobile robot path planning // *Transactions on Robotics and Automation*. 2000. Vol. 6, No. 5, P. 615-620.
4. Leonard J., How J., Teller S. A Perception-Driven Autonomous Urban Vehicle // *Journal of Field Robotics*. 2008. P. 1-48.
5. Porta Garcia M.A., Montiel O., Castillo O., Sepúlveda R., Melin P. Path planning for autonomous mobile robot navigation with ant colony optimization and fuzzy cost function evaluation // *Applied Soft Computing*. 2009. Vol. 9, No. 3. P. 1102-1110.
6. Rulong X., Qiang W., Lei S., Lei C. Design of multi-robot path planning system based on hierarchical fuzzy control // *Procedia Engineering*. 2011. Vol. 15. P. 235-239.
7. Ostroukh A., Nikonov V., Ivanova I., Sumkin K., Akimov D. Development of contactless integrated interface of complex production lines // *Journal of Artificial Intelligence*. 2014. Vol. 7, No. 1. P. 1-12.
8. Akimov D., Krug P., Ostroukh A., Ivchenko V., Morozova T., Sadykov I. The Simulation Model of Autonomous Truck Caravan Movement in Terms of an Extreme and Non-Stationary Environment // *International Journal of Applied Engineering Research*. 2016. Vol. 11, No. 9. P. 6435-6440.
9. Mikolov T., Yih Wen-tau, Zweig G. Linguistic Regularities in Continuous Space Word Representations // *HLT-NAACL*. 2013. P. 746-751.
10. Ахтеров А.В., Кирильченко А.А., Петрин А.А., Пряничников В.Е.. Реализация в информационно-измерительных системах концепции виртуальных датчиков // *Информационно-измерительные и управляющие системы. (Интеллектуальные адаптивные роботы. Вып. 1)*. 2009. Т. 7, № 6. С. 72-76.
11. Риз Р. Обработка естественного языка на Java / Пер. с англ. Снастина А.В. М.: ДМК Пресс, 2016. 264 с.
12. Lowe R., Wu Y., Tamar A., Harb J., Abbeel O.P., Mordatch I. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments // *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. P. 6379–6390.
13. Foerster J., Farquhar G., Afouras T., Nardelli N., Whiteson S. Counterfactual multi-agent policy gradients. 2017. arXiv preprint arXiv:1705.08926.
14. Foerster J.N., Assael Y.M., de Freitas N., Whiteson S. Learning to Communicate to Solve Riddles with Deep Distributed Recurrent QNetworks. 2016. arXiv:1602.02672 [cs].
15. Sukhbaatar S., Szlam A., Fergus R., Learning Multiagent Communication with Backpropagation // *Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems, ser. NIPS'16*. USA: Curran Associates Inc., 2016. P. 2252-2260