

УДК 004.85

doi: 10.15622/rcai.2025.056

ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ О ПРОВЕДЕНИИ МАНЕВРА С ПРЕДСКАЗАНИЕМ ТРАЕКТОРНЫХ ПОТОКОВ ДЛЯ БЕСПИЛОТНОГО ТРАНСПОРТНОГО СРЕДСТВА

М. Жамал (*mayssjamal@phystech.edu*)^A

А.И. Панов (*panov@airi.net*)^{A,B,C}

^A Московский физико-технический институт, Долгопрудный

^B Федеральный исследовательский центр

«Информатика и управление» РАН, Москва

^C AIRI, Москва

Принятие решений, планирование движения и прогнозирование траекторий - ключевые компоненты систем автономного вождения. В данной статье представлен алгоритм FFStreams++, реализующий гибридную систему принятия решений и планирования движения, которая объединяет генерацию траектории на основе выборки с эвристическим поиском. Такие маневры, как незащищенные левые повороты, обгоны и удержание полосы движения, моделируются с помощью доменного языка Planning Domain Definition Language (PDDL) и генерируются с помощью планировщика Fast-Forward. Предложенная система итеративно уточняет начальное состояние с помощью потоков траекторий, специфичных для конкретного маневра, пока не будет найден оптимальный план. FFStreams++ включает в себя нейросетевой аппроксиматор для предсказания траекторий окружающих препятствий с соответствующими вероятностями. Оценка работоспособности предложенного алгоритма проведена на бенчмарке CommonRoad и демонстрирует эффективность планировщика в выполнении сложных маневров при удовлетворении требований по безопасности маневров.

Ключевые слова: Автономное вождение, планирование поведения, интегрированное планирование задач и движения, планирование маневра, прогнозирование траектории.

Введение

Автономные системы вождения используются в транспортных системах, позволяя автомобилям двигаться без участия человека. Эти системы опираются на ряд ключевых модулей – локализацию, восприятие, плани-

рование и управление, – которые работают совместно, чтобы обеспечить безопасную навигацию в динамичной среде [Teng et al., 2023], [Yurtsever et al., 2020]. Планирование, в частности, включает в себя генерацию безопасных и эффективных траекторий путем анализа данных датчиков, HD карт и прогнозируемых движений окружающих агентов [Jamal et al., 2024], [Gonzalez, 2019].

Точное предсказание траектории имеет решающее значение для предотвращения принятия небезопасных решений, особенно во время сложных маневров, таких как незащищенные левые повороты (рис. 1,а) и обгоны (рис. 1,б) на высоких скоростях. Традиционные модели планирования и предсказания траекторий других агентов эффективны, но с трудом справляются с неопределенностью и взаимодействиями, в то время как глубокое обучение и обучение с подкреплением (RL) обеспечивают более высокую точность и адаптивность, но сталкиваются с такими проблемами, как специфические требования к данным, низкая интерпретируемость и обобщаемость в реальном мире [Schwartz et al., 2018], [Dulac-Arnold et al., 2019].

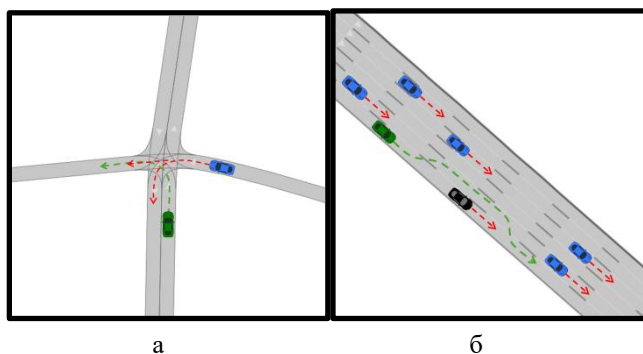


Рис. 1. а – сложный маневр незащищенного левого поворота на перекрестке без светофора, б – сложный маневр обгона на многополосном шоссе

Методы принятия решений для данной задачи можно разделить на классические (основанные на правилах, оптимизации, вероятностные) и основанные на обучении, каждый из которых по-разному реализует соотношение между интерпретируемостью, адаптивностью и производительностью в неопределенной среде [Liu et al., 2021]. Для устранения недостатков предыдущих работ в данной работе представлена система FFStreams++, объединяющая прогнозирование траектории, принятие решений и планирование движения для таких маневров, как незащищенные левые повороты, обгоны и удержание полосы движения.

FFStreams++ расширяет подход FFStreams [Jamal et al., 2024], интегрируя высокоточную модель прогнозирования -Query-Centric Network (QCNet) [Zhou et al., 2023] и представляя задачи планирования с помощью доменного языка PDDL, дополненного так называемым потоками (streams), специфичными для конкретных маневров [Garrett et al., 2020]. Предложенный подход использует эвристический планировщик Fast-Forward [Hoffmann, 2001] для поиска безопасных и эффективных траекторий путем оптимизации ограничений на рывок, ускорение и кривизну траекторию.

FFStreams++ был проверен на реальных сценариях вождения из бенчмарка CommonRoad [Althoff et al., 2017]. В данной работе представлена новая интеграция принятия решений и планирования движения с помощью потоков, оптимизированных для безопасного и комфортного маневрирования, включающая модель QCNet для точного предсказания траектории, и демонстрирующая улучшенную производительность планирования по сравнению с базовыми методами, основанными на эвристическом поиске.

1. Постановка задачи

Planning Domain Definition Language (PDDL) – это формальный язык для моделирования задач планирования автономных агентов, позволяющий определять домен задачи (действия, типы, предикаты и функции) и собственно саму задачу (начальное и целевое состояния). PDDL2.1 [Fox et al., 2003] расширяет этот язык, поддерживая числовые переменные потока (fluents) и метрики оптимизации.

Домен планирования задается четверкой, где

- набор типов, используемых для классификации объектов в домене,
- набор предикатов, , где каждый предикат может быть применен к определенной последовательности объектов для формирования литералов, – набор функций (переменных), , где каждая функция может быть применена к определенной последовательности объектов с присваиванием им значений, – набор действий, , где каждое действие a определяется кортежем аргументов объектов и набором предусловий для , которые задаются положительными литералами и отрицательными литералами , которые должны выполняться для применения действия, и набором эффектов для , которые являются положительными литералами и отрицательными литералами , которые являются результатом применения действия.

Действие применимо в состоянии , если

(1.1)

Результирующее состояние после применения действия в состоянии задается как

(1.2)

Задача планирования определяется тройкой, где – множество объектов, являющихся экземплярами определенных типов, – начальное состояние, множество положительных литералов, выражающих начальное состояние, – целевое состояние, множество как положительных, так и отрицательных литералов, выражающих целевое состояние. План – это конечная последовательность из экземпляров действий, таких, что каждое применимо в состоянии, ведущему к состоянию. Состояние цели удовлетворяется после применения всей последовательности.

Поток(stream) – это условная функция входного набора аргументов объектов. Эта функция может модифицировать задачу планирования генерируя на выходе кортеж новых объектов, и набор сертифицированных фактов, связанных с ними, где. Поток может давать значение None, если генерация новых объектов невозможна. Поток может быть применен к входным параметрам только в том случае, если в домене существует множество связанных с ними положительных литералов, где. Поток может изменять начальное состояние в задаче.

Когда потоки интегрируются в планировщик, генерирующий план на языке PDDL, процесс итеративно запускается на различных уровнях планирования. Вначале применимые потоки используются для изменения начального состояния. Затем планировщик PDDL выполняет эвристический поиск оптимального плана. Если план не найден, уровень планирования повышается, и процесс повторяется. Эта итерационная процедура продолжается до тех пор, пока либо не будет найден оптимальный план, либо не будет достигнут максимальный уровень планирования.

Планировщик FastForward (FF) [Hoffmann, 2001] решает задачи PDDL с помощью эвристического поиска, руководствуясь эвристикой h , которая оценивает стоимость плана, игнорируя негативные эффекты. Такой подход позволяет эффективно исследовать пространство поиска для достижения состояния цели.

2. Метод

В данной работе предлагается фреймворк FFStreams++ для решения комплексной задачи принятия решений о совершении маневра и планирования движения (рис. 2). FFStreams++ включает в себя сеть Query-Centric Network (QCNNet) для предсказания траектории.

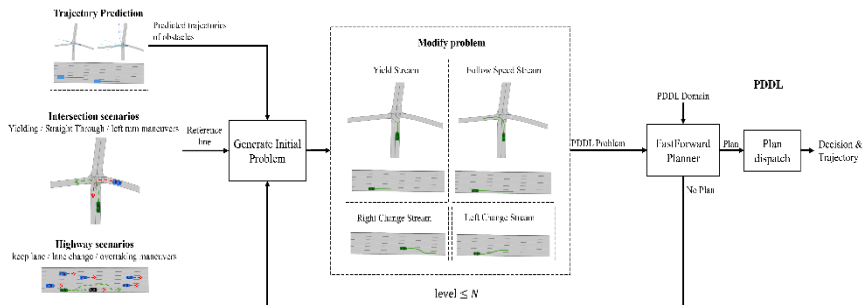


Рис. 2. Схема предлагаемого фреймворка FFStreams++ для интегрированного принятия решений и планирования движения с прогнозированием траектории при автономном вождении в динамических средах

2.1. Модель прогнозирования траектории QCNet

В данной работе используется предварительно обученная на бенчмарке Argoverse 2 сеть аппроксимации запроса (Query-Centric Network, QCNet), для предсказания траекторий движения окружающих автомобилей в сценариях CommonRoad. Модель принимает на вход данные карты и прошлые состояния препятствий (позиции и ориентации) и выдает шесть возможных будущих траекторий с соответствующими вероятностями. Для обеспечения совместимости картографические данные были преобразованы из формата Lanelet2 в формат Argoverse.

Для каждого препятствия две наиболее вероятные предсказанные траектории передаются планировщику FFStreams++. Горизонты предсказания и планирования были установлены на 5 секунд на основе оценок с использованием RMSE в сценариях для шоссе CommonRoad.

2.2. Система принятия решений и планирования движения FFStreams++

Фреймворк FFStreams++ расширяет оригинальную версию FFStreams [Jamal et al., 2024] для поддержки незащищенных левых поворотов, а также маневров удержания в полосе, смены полосы движения и обгона. Он включает в себя более точные прогнозируемые траектории окружающих препятствий, учитывающие их ускорения для повышения безопасности и генерации адаптивного поведения.

FFStreams++ представляет задачу планирования в PDDL2.1 и использует потоки для итеративной генерации оптимизированных траекторий в системе координат Френе. Эти потоки создают соответствующие предикаты, которые вставляются в задачу PDDL. Затем эвристический планировщик FastForward (FF) ищет оптимальную последовательность маневров.

2.2.1. Домен PDDL и FastForward nouck. Принятие решений и планирование движения формализуется как домен планирования PDDL2.1 (Dom) и постановка задачи планирования (Prob). Домен определяет предикаты, типы и действия, а задача – объекты, начальные и целевые предикаты, а также метрику качества решения. PDDL2.1 поддерживает численные операции, позволяя выполнять арифметические операции, такие как вычисление расстояния для проверки столкновений.

В домене определяется два типа объектов: конфигурации автомобилей (conf) и препятствия (obstacle). Функции в домене включают (*total_cost*), (*curr_time*) и числовые значения, связанные с конфигурациями и препятствиями.

Маневр определяется как действие:

$$h \quad h \quad h \quad (2.1)$$

Каждое действие манипулирует сегментами траектории и обновляет предикаты для поддержки планирования и проверки столкновений.

После определения и планировщик FastForward (FF) выполняет эвристический поиск, используя эвристику h . Эта эвристика строит свободный граф планирования (Relaxed Planning Graph, RPG), в котором игнорируются эффекты удаления – предполагается, что факты остаются истинными после их достижения, – что упрощает процесс планирования. Когда предикаты цели появляются в слое фактов, планировщик отслеживает необходимые действия, и совокупная стоимость действий дает эвристическую оценку. FF использует взвешенный поиск A^* , руководствуясь этой оценкой. Как построение RPG, так и эвристический расчет имеют полиномиальную временную сложность, что обеспечивает эффективное планирование.

2.2.2. Маневрирование с потоками и оптимизацией рывка. В данной работе используется отдельный поток для каждого маневра – скорость движения, действие «уступи дорогу», смена полосы движения и обгон. На каждой итерации FFStreams++ вызываются только соответствующие потоки, в зависимости от условий (например, поток обгона используется только при наличии препятствия впереди).

Для каждого маневра определяется желаемая конечная скорость и генерируются кандидаты траекторий с помощью оптимизации координат Френе с минимизацией рывков для генерации комфортной траектории. Опорной траекторией является осевая линия полосы движения, а начальное состояние преобразуется в координаты Френе:

$$(2.2)$$

где и представляют собой продольное и поперечное движение и их производные. Используя квинтовые полиномы для бокового и квартовые для продольного движения, генерируется выполнимые траектории. Невыполнимые (нарушающие ограничения, или кривизну) отбрасываются.

(2.3)

, цель - следовать осевой линии. Оптимальная траектория минимизирует общую стоимость (табл. 1).

Таблица 1

Параметр	Символ	Значение
Jerk weight		
Travel time weight		
Error weight		
Planning horizon		
Time step		
Maximum acceleration		
Maximum speed		
Maximum Curvature		

3. Эксперименты и результаты

Был использован бенчмарк CommonRoad с картами *DEU_Nuremberg-39* (перекресток без светофора) и *USA_US101-22* (автомагистраль). Эффективность оценивалась по показателям безопасности (коэффициент успешного предотвращения столкновений) и комфорта с помощью метрики предпочтений водителя (Occupant's Preference Metric, OPM), основанной на оценке ускорения и рывка. Сравнение проводилось с планировщиком на основе поиска, использующим 2697 примитивов движения из SBPL.

В сценариях перекрестка препятствие имеет начальное случайное положение на полосе движения и движется с высокой скоростью, следуя профилю скорости и ускорения, взятому из реалистичного сценария CommonRoad "DEU Nuremberg-39 5 T-1". Беспилотный автомобиль име-

ет начальное положение [360.51,-30.79] и движется со случайной начальной скоростью [3.5 m/s, 11.5 m/s]. После проведения 100 экспериментов (табл. 2) по двум типам сценариев (поворот налево и движение прямо) в 89.00% экспериментов по сценарию «движение прямо» беспилотный автомобиль успешно проехал прямо и миновал перекресток. В 84.00% экспериментов по сценарию «левый поворот» беспилотный автомобиль успешно выполнил незащищенный левый поворот. С другой стороны, планировщик, основанный на поиске, имел 75.00% успеха в экспериментах по сценарию «движение прямо» и только 53.00% в экспериментах по сценарию «левый поворот». Полученные результаты демонстрируют превосходство FFStreams++ над планировщиками, основанными на поиске. После оценки эффективности двух методов по метрике OPM траектории FFStreams++ были классифицированы как «нормальный водитель», а траектории на основе поиска - как «агрессивный водитель», что доказывает лучшую эффективность FFStreams++ и его близость к поведению реального водителя.

Таблица 2

Method	Go straight Success rate	Left turn Success rate	OPM
FFStreams++	89%	84%	Normal Driver
Search-based planner	75%	53%	Aggressive Driver

На рис. 3 показан успешный эксперимент с незащищённым левым поворотом. При приближении к перекрёстку FFStreams++ уступает, а после уточнения траекторий соседнего автомобиля – ускоряется и выполняет поворот. Профили скорости, ускорения и рывка соответствуют ограничениям и обеспечивают комфортную траекторию движения, тогда как базовый планировщик не смог построить безопасную траекторию.

На рис. 4 показан успешный проезд перекрёстка. FFStreams++ снижает скорость, а после уточнения траектории соседнего автомобиля ускоряется и проезжает перекрёсток. Профили движения соответствуют ограничениям и обеспечивают безопасный маневр. В отличие от него, базовый планировщик планирует действие остановки, что отклоняется от необходимого поведения водителя, тогда как траектория FFStreams++ не имеет рывков и близка к человеческому стилю вождения.

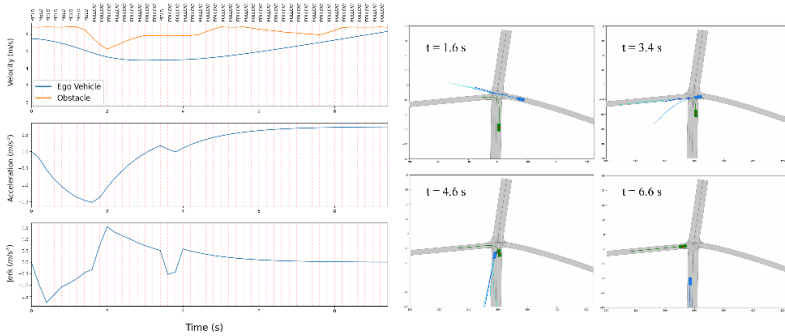


Рис. 3. Успешный эксперимент по планированию незащищенного левого поворота с помощью планировщика FFStreams++ и профили скорости, ускорения и рывка планируемых траекторий, а также решение на каждом временном шаге

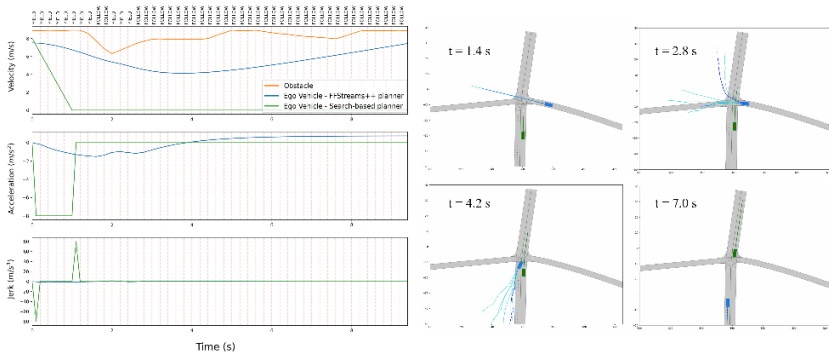


Рис. 4. Успешный эксперимент по прохождению перекрестка, запланированный планировщиком FFStreams++, и профиль скоростей, ускорений и рывков запланированных траекторий, а также решение на каждом временном шаге

Заключение

В работе представлен **FFStreams++**, фреймворк, объединяющий принятие решений и планирование движения для беспилотных автомобилей с помощью выборки траекторий для конкретного маневра и эвристического планировщика FastForward в PDDL. Благодаря включению модели предсказания QCNet она учитывает динамику препятствий и повышает точность планирования.

Эксперименты на бенчмарке CommonRoad показали, что FFStreams++ успешно справляется со сложными маневрами, такими как незащищенные левые повороты и обгоны, демонстрируя безопасность, адаптивность и человекоподобное поведение водителя в городских сценариях.

Список литературы

- [Teng et al., 2023] Teng S., Hu X., Deng P., Li B., Li Y., Ai Y., Yang D., Li L., Xuanyuan Z., Zhu F., et al. Motion planning for autonomous driving: The state of the art and future perspectives // IEEE Transactions on Intelligent Vehicles. – 2023.
- [Yurtsever et al., 2020] Yurtsever E., Lambert J., Carballo A., and Takeda K.. A survey of autonomous driving: Common practices and emerging technologies // IEEE access. – 2020. – 8. – P. 58443-58469.
- [Jamal et al., 2024] Jamal M., Panov A.. FFstreams: Fast search with streams for autonomous maneuver planning // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2024. – 9(7). – P. 6752-6759. – doi:10.1109/LRA.2024.3412633.
- [Gonzalez, 2019] Gonzalez D.S. Towards human-like prediction and decision-making for automated vehicles in highway scenarios. – Universite Grenoble Alpes, 2019.
- [Schwartz et al., 2018] Schwartz W., Alonso-Mora J., and Rus D. Planning and decision-making for autonomous vehicles. Annual Review of Control // Robotics, and Autonomous Systems. – 2018. – 1(1). – P. 187-210.
- [Dulac-Arnold et al., 2019] Dulac-Arnold G., Mankowitz D., and Hester T. Challenges of real-world reinforcement learning // arXiv preprint arXiv:1904. – 2019. – 12901.
- [Liu et al., 2021] Liu Q., Li X., Yuan S., Li Z. Decision-Making Technology for Autonomous Vehicles: Learning-Based Methods, Applications and Future Outlook // IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), Indianapolis, IN, USA, 2021. – P. 30-37. – doi: 10.1109/ITSC48978.2021.9564580, 2021.
- [Zhou et al., 2023] Zhou Z., Wang J., Li Y. and Huang Y. Query-Centric Trajectory Prediction . Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 17863-17873, 2023.
- [Garrett et al., 2020] Garrett C.R., Lozano-Pérez T., and Kaelbling L.P. Pddlstream: Integrating symbolic planners and blackbox samplers via optimistic adaptive planning // In Proceedings of the international conference on automated planning and scheduling. – 2020. – Vol. 30. – P. 440-448.
- [Hoffmann, 2001] Hoffmann J. FF: The fast-forward planning system // AI magazine. – 2001. – 22(3). – P. 57-57.
- [Althoff et al., 2017] Althoff M., Koschi M., and Manzing S. Commonroad: Composable benchmarks for motion planning on roads // In 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). – 2017. – P. 719-726. – doi: 10.1109/IVS.2017.7995802.
- [Fox et al., 2003] Fox M., Long D. PDDL2. 1: An extension to PDDL for expressing temporal planning domains // Journal of artificial intelligence research. – 2003. – Vol. 20. – P. 61-124.