

DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-2-10

**БЕСПИЛОТНЫЙ АВТОМОБИЛЬ: ПОДХОДЫ К РЕАЛИЗАЦИИ, ПРОБЛЕМЫ****О. П. Бобровская<sup>1,2,a</sup>, Т. В. Гавриленко<sup>1,2</sup>**<sup>1</sup> Сургутский филиал Федерального государственного учреждения «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук»,

г. Сургут, Российская Федерация

<sup>2</sup> Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация<sup>a</sup> o-bobrovskaya@mail.ru

*Аннотация:* в статье описано, каким образом сейчас решается задача создания беспилотного автомобиля. Приведена классификация степени автоматизации вождения, выделяющая 6 уровней автономности, начиная от полного отсутствия автоматизации до полностью автономного автомобиля. Описаны основные составляющие технологии автопилота: карты высокого разрешения, восприятие, локализация, прогнозирование, планирование, контроль. Рассмотрена информация из открытых источников о 9 компаниях, занимающихся разработкой автопилота от 0-го до 5-го уровня автономности. Отмечены ошибки, допускаемые тестируемыми и эксплуатируемыми решениями на текущем этапе развития технологий автономного вождения. Выделены проблемы, еще не решенные в данной области.

*Ключевые слова:* автопилот, автономное транспортное средство, система помощи водителю, искусственная нейронная сеть, классификация SAE.

*Благодарности:* работа выполнена в рамках государственного задания ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН (Выполнение фундаментальных научных исследований ГП 47) по теме № 0580-2021-0007 «Развитие методов математического моделирования распределенных систем и соответствующих методов вычисления».

*Для цитирования:* Бобровская О. П., Гавриленко Т. В. Беспилотный автомобиль: подходы к реализации, проблемы. *Успехи кибернетики*. 2022;3(2):86–96. DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-2-10.

**THE AUTONOMOUS VEHICLE: IMPLEMENTATION AND ISSUES****O. P. Bobrovskaya<sup>1,2,a</sup>, T. V. Gavrilenko<sup>1,2</sup>**<sup>1</sup> Surgut Branch of Federal State Institute “Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences”, Surgut, Russian Federation<sup>2</sup> Surgut State University, Surgut, Russian Federation<sup>a</sup> o-bobrovskaya@mail.ru

*Abstract:* the paper considers the autonomous vehicle development. Six autonomous driving levels are listed ranging from manual driving to a fully autonomous vehicle. The key autopilot components are presented: high-resolution maps, perception, localization, prediction, planning, control. Open-source information about 9 companies engaged in Level 0 to Level 5 autopilot development is reviewed. Errors found in the tested and operating solutions at the current stage of autonomous driving technology development are noted. The problems not yet solved are identified.

*Keywords:* autopilot, autonomous vehicle, driver assistant, neural network, SAE classification.

*Acknowledgements:* this study is the 47 GP government order contracted to the Scientific Research Institute for System Analysis, Russian Academy of Sciences, project No. 0580-2021-0007 Advancing Distribution System Simulation and Computation Methods.

*Cite this article:* Bobrovskaya O. P., Gavrilenko T. V. The Autonomous Vehicle: Implementation and Issues. *Russian Journal of Cybernetics*. 2022;3(2):86–96. DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-2-10.

Последние 5–10 лет активно развивается направление автономных транспортных средств. Многие автопроизводители вкладывают средства в разработку умных систем помощи вождению, были созданы отдельные компании, занимающиеся разработкой автопилота. Электронные устройства, необходимые для управления автомобилем, уже присутствуют во многих современных моделях, основное

внимание сосредоточено на вычислительных устройствах и программном обеспечении. Заявляемая цель — сделать движение в автомобиле безопасным, исключив из управления человеческий фактор.

В начале прогнозы были крайне оптимистичны: нам обещали готовые беспилотники в течение пары лет, но время прошло, а работа еще не закончена. Оказалось, что создать автопилот, решающий все возникающие во время вождения задачи не хуже человека не так-то просто. Рассмотрим современные общие представления отрасли о том, как должен выглядеть автопилот, подходы разных компаний к реализации этих идей и нерешенные вопросы, которые мешают наконец создать машину, которая едет из пункта А в пункт Б без вмешательства человека и без аварий.

### **Классификация SAE**

Для классификации степени автоматизации вождения широко используется классификация из «Таксономии и определений терминов, относящихся к системам автоматизации движения для дорожных транспортных средств», впервые выпущенной органом по стандартизации автомобилестроения SAE International в 2014 году. В документе зафиксированы задачи, выполняемые человеком на разных уровнях автоматизации вождения. Чтобы понять классификацию, следует привести определения используемых в ней понятий.

Динамическая задача вождения (ДЗВ) — все оперативные и тактические функции, выполняемые в реальном времени, необходимые для управления транспортным средством в процессе дорожного движения, за исключением стратегических функций, таких как планирование поездок и выбор пунктов назначения и путевых точек.

**Область функционирования** (или операционного/эксплуатационного проектирования) — условия эксплуатации, для использования в которых данная система автоматизации вождения или некоторые ее функции специально предназначены, включая, помимо прочих, экологические, географические ограничения, а также ограничения по времени суток и/или наличие или отсутствие определенных условий дорожного движения.

Согласно последней версии документа SAE от 30 апреля 2021 года [1] выделяется 6 уровней автоматизации транспортных средств:

0. *Автоматизация вождения отсутствует.* Водитель выполняет ДЗВ, даже если присутствуют активные системы безопасности, например, экстренное торможение или предупреждение.

1. *Помощь водителю.* Устойчивое и зависящее от области функционирования выполнение системой автоматизации подзадачи ДЗВ: движения в одной полосе или движения между полосами (но не обоих одновременно). Ожидается, что водитель выполнит оставшуюся часть ДЗВ.

2. *Частичная автоматизация вождения.* Устойчивое и зависящее от области функционирования выполнение системой автоматизации подзадач ДЗВ: движения в одной полосе и между полосами. Ожидается, что водитель выполнит подзадачу обнаружения объектов и событий и реагирования, а также будет контролировать систему автоматизации вождения.

3. *Условная автоматизация вождения.* Устойчивое и зависящее от области функционирования выполнение системой автоматизации всей ДЗВ. Ожидается, что пользователь будет восприимчив к запросам автоматизированной системы вождения на вмешательство, а также к сбоям в других частях системы автомобиля, влияющих на ДЗВ, иотреагируют соответствующим образом.

4. *Высокая автоматизация вождения.* Устойчивое и зависящее от области функционирования выполнение системой автоматизации всей ДЗВ. Вмешательство от пользователя не ожидается.

5. *Полная автоматизация вождения.* Устойчивое и безусловное (не зависящее от области функционирования) выполнение системой автоматизации всей ДЗВ. Вмешательство от пользователя не ожидается.

Стоит отметить, что данный документ не содержит спецификаций и не предъявляет требований к системам автоматизации вождения каким-либо иным образом. Набор тестов для определения или проверки уровня автоматизации вождения отсутствует, и, как утверждает SAE, создание таких тестов на практике невозможно. Поэтому описанные выше уровни назначаются, а не измеряются, и отражают замысел конструкции для функции системы автоматизации вождения, как определено ее производителем.

## Обобщенная архитектура

Как отмечается в статье [2], после вызовов DARPA Grand Challenges в 2005–2007 годах большая часть отрасли разбила архитектуру автономных автомобилей на карты высокого разрешения (HD map), локализацию (localization), восприятие (perception), прогнозирование (prediction) и планирование (planning). После прорывов, сделанных в рамках соревнований по классификации изображений ImageNet, блоки восприятия и прогнозирования стали основываться на машинном обучении. Тем не менее планирование и моделирование поведения по-прежнему в значительной степени основано на правилах: эффективность повышается, если люди пишут все более подробные правила, определяющие, как автономное транспортное средство должно управляться.

Рассмотрим подробнее выделенные блоки автопилота, чтобы позже останавливаться только на специфических отличиях решений разных компаний:

### 1. Карты высокого разрешения

Карты, предварительно построенные с помощью лидаров и прочих датчиков, включающие все регулирующие дорожное движение знаки и расположение светофоров. Обычно загружаются в облако — их необходимо часто обновлять в связи с тем, что реальный мир меняется: появляются новые постоянные знаки или временные знаки ремонтных работ, изменяются фасады зданий и проч.

### 2. Восприятие

Типичное решение представляет собой нейронную сеть, обрабатывающую данные с датчиков: камер, радаров, лидаров, GPS, гиросtabilизатора (акселерометра и гироскопа), ультразвуковых датчиков — для определения положения других объектов, участников дорожного движения, вокруг автономного транспортного средства. Эти системы тренируются на размеченных вручную данных, хотя многие компании автоматизируют разметку данных, оставляя на людей только функции проверки решения. Задача восприятия включает в себя подзадачи обнаружения, классификации, отслеживания и сегментации.

### 3. Локализация

Определяется положение автомобиля в пространстве путем сопоставления данных, полученных с помощью восприятия, и карт высокого разрешения. Достигается точность  $\pm 10$  см.

### 4. Прогнозирование (предсказание)

Процесс предвидения того, что может случиться дальше, и того, как собственные действия транспортного средства могут повлиять на поведение других. Существует два подхода: подход, основанный на модели, и подход, основанный на данных, использующий машинное обучение.

### 5. Планирование

Определение траектории до пункта назначения с учетом движущихся объектов на дороге. На верхнем уровне происходит поиск пути на графе (преобразованной карте). На нижнем уровне минимизируется ошибка траектории с точки зрения безопасности, законности, скорости и осуществимости.

### 6. Контроль

Контроллер получает требуемую траекторию как последовательность точек. Его задача — используя управляющие воздействия (руление, ускорение и торможение), провести машину через заданные точки.

Большинство современных автопилотов не сильно отклоняются от рассмотренной архитектуры, но компании стараются презентовать информацию о своих решениях как об уникальных разработках.

## Сравнение решений рассмотренных компаний-производителей

В сети Интернет можно найти информацию о многих развивающихся сейчас проектах автопилотов. Объем такой информации варьируется в зависимости от открытости проекта, но часто ее достаточно, чтобы составить общее представление об архитектуре системы. Некоторые общие характеристики рассмотренных автопилотов представлены в табл.

В столбце «Уровень» приведен заявленный компанией уровень автоматизации вождения, который может и не соответствовать реальности.

Многие компании не раскрывают исходный код своего автопилота, но рассказывают о некоторых архитектурных решениях на различных презентациях или в публикациях, как делает Tesla и Cognitive Pilot. NVIDIA предоставляет набор инструментов для разработки программного обеспечения (SDK). Comma OpenPilot и Apollo разместили исходный код на платформе GitHub, чтобы любой заинтересованный человек мог разобраться в его работе или даже принять участие в разработке.

Как известно, в настоящее время качество нейронных сетей основывается на том, насколько обширен и качественен набор данных, на которых они обучаются. И, чтобы помочь исследовательскому

Таблица

## Программные и аппаратные решения

	Уровень	Открытый исходный код	Открытый набор данных	Упомянутые архитектуры нейронных сетей	Упомянутые библиотеки, фреймворки	Лидар	Радар	Разработан свой процессор
Tesla	2, 3, 4	-	-	ResNet, FPN, DeepLabV3, U-Net, Transformer, Spatial RNN	PyTorch	-	-	+
Waymo	4	-	+	VectorNet	AutoML, TensorFlow	свой	+	+
Comma OpenPilot	0, 1	+	-	CNN, ResNet, RNN, GRU	Pillow, CasADi, ONNX	-	+	-
NVIDIA Drive	2, 3, 4	+/-	-	CNN	Torch 7	+	+	+
Argo AI	4	-	+	...	...	свой	+	+
Level 5	2, 3, цель — 4	-	+	CNN, DCNN	PyTorch	+	+	-
Cognitive Pilot	3, 4	-	-	CNN, U-Net, LeNet, SSD, SqueezeNet RCNN	Caffe	-	свой	-
Yandex	4	-	+	...	...	свой	+	-
Apollo	4, 5	+	+	CNN, R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, YOLO, SSD, FCN, LSTM	Caffe	+	+	+

сообществу развивать машинное восприятие и технологии автономного вождения, многие компании выложили в открытый доступ часть своих наборов размеченных данных для обучения нейросетей.

Чтобы примерно описать работу нейронной сети, используют названия стандартных архитектур, которые применялись при ее построении, как, например, CNN или U-Net, хорошо зарекомендовавшие себя при решении определенных задач распознавания образов или классификации.

Радары позволяют определять препятствия и скорость движущихся объектов, но имеют маленькое разрешение и плохо работают в условиях снега или дождя. Лидар измеряет расстояния путем излучения света (лазер) и позволяет строить **карты высокого разрешения**.

Несмотря на то, что одни работающие над автопилотом компании считают, что именно лидар сделает автопилот безопасным, другие отказываются от его использования (Tesla и Cognitive Pilot) по причине его высокой стоимости и быстрого выхода из строя. Argo AI, купив в 2018 году компанию по производству лидаров, в мае 2021 выпустила свой лидар специально для решения задач автопилота. Яндекс также разработал собственный лидар к ноябрю 2021 года. Comma OpenPilot разрабатывает систему, которую можно поставить на свой автомобиль (поддерживается множество моделей), поэтому использует стандартный набор датчиков автомобиля, впрочем, и уровень автопилота в данном случае — система помощи водителю.

В мае 2021 года Tesla отказалась и от радаров из-за различных минусов самих радаров, а также необходимости объединять их данные с данными с камер, решив полагаться только на последние и нейросети. Cognitive Pilot для решения тех же минусов радара в 2018 году создали свой радар.

Далее более подробно представлены решения рассмотренных компаний.

### Tesla

Tesla — американская компания-производитель электромобилей, которая предоставляет набор функций ADAS (advanced driver-assistance systems — усовершенствованная система помощи водителю); работа в этом направлении началась в 2013 году.

Компания собирает данные со всех автомобилей, подключенных к облаку. На каждой машине

происходит сравнение реальных данных с прогнозами автопилота, даже если в данный момент управляет машиной водитель. Причем данные с радаров, от использования которых в автопилоте отказались, продолжают собираться для лучшей маркировки данных. Кроме того, в компании используют симуляцию для генерации еще большего количества данных для обучения.

На презентации Tesla Autonomy Day в 2019-му году был представлен чип, разработанный специально для нейронной обработки (NPU). На одной машине используется два таких чипа, обеспечивающих производительность 144 трлн операций в секунду, работающих как два независимых компьютера. В результате обработки поступающей информации формируются две версии плана, проверяемые на совпадение.

Также в 2019 было заявлено, что все производимые автомобили имеют необходимые аппаратные средства для полностью автономного вождения, осталось только улучшить программное обеспечение.

Архитектура блока **восприятия** (GydraNet), разработанная в компании Tesla, создана для преобразования данных с камер в «векторное пространство» с тремя измерениями. Изображения с 8 камер выравниваются, объединяются, проходят через экстрактор признаков и классификатор. Трансформер позволяет сопоставить изображение одной и той же области с разных точек обзора (разных камер) и определить как одну и ту же область. Очередь признаков сохраняет такую информацию, как, например: припаркована ли распознанная впереди машина или она движется; действующее ограничение скорости, знак о котором был пройден 15 с назад. Далее последовательность статичных изображений окружающего мира выстраивается в динамическую модель. После чего следуют отдельные модули (отдельные «головы гидры»), обученные решать разные задачи (реакция на дорожную разметку, дорожные знаки и проч.).

Построенные в процессе карты могут служить альтернативой **картам высокого разрешения**, строящимся с помощью лидаров. Вместо точного 3D-контура объектов здесь используются извлекаемые нейронными сетями из изображений признаки.

В блоке **планирования** система Tesla ищет лучший набор траекторий, выпуклый коридор, используя физические модели, затем находит окончательное решение, используя методы непрерывной оптимизации [3]. В случаях, когда сочетание грубого поиска и непрерывной оптимизации недостаточно эффективно для решения задачи планирования (например, густонаселенные центры городов в час пик), Tesla планирует реализовывать методы, основанные на машинном обучении (комбинацию нейронных сетей и поиска по дереву Монте-Карло), которые еще не используются в текущей версии автопилота.

## Waymo

Waymo — американская компания-производитель технологий беспилотных автомобилей, начавшая свою работу в 2016 году как дочерняя компания Alphabet (холдинг, образованный в процессе реорганизации Google в 2015 году). Впрочем, Google начала работу над технологией автопилота еще в 2009 году. С 2012 года есть лицензия, разрешающая использование беспилотных автомобилей на дорогах общего пользования в штате Невада.

В 2020 представлена [4] новая нейронная сеть VectorNet с иерархическим графом, в которой наблюдаемые траектории участников дорожного движения и особенности карты в виде последовательности векторов. Этот подход обеспечивает более точные прогнозы, по сравнению с CNN, при меньшем объеме вычислений. VectorNet позволяет прогнозировать траектории движущихся объектов, даже если какие-то объекты частично замаскированы (знак остановки, загораживаемый деревом).

В блоке **восприятия** автопилота Waymo применяет активное обучение для маркировки данных и AutoML для создания архитектур и выбора более эффективного варианта (по точности и времени вывода). В блоке **локализации** используется опыт работы с Google Maps. Для **прогнозирования** применяются рекуррентные нейронные сети и обучение с подкреплением в симуляторах.

Обычного обучения на примерах настоящих водителей оказалось недостаточно для обработки сложных сценариев вождения [5]. Чтобы решить эту проблему, для собранных 30 млн примеров добавили штрафы, препятствующие плохому поведению и поощряющие прогресс, и дополнили данные синтезированными возмущениями траектории движения.

### Comma OpenPilot

Американская компания Comma.ai основана в 2015 году. В 2016 году первая версия полуавтоматической системы вождения OpenPilot была упакована в небольшое поставляемое устройство «Comma one». В связи с претензиями правительства исходный код был открыт с подчеркиванием его предполагаемого использования в исследовательских целях без каких-либо гарантий. В 2020 году представлено устройство «Comma two», в 2021 году сообщается о разработке «Comma three».

Comma OpenPilot — это система с открытым исходным кодом, в разработке которой может принять участие любой специалист. Система может встраиваться в большинство современных автомобилей.

Чтобы подключаться к любой машине, была спроектирована архитектура, которая будет работать с любой машиной. Электронный блок управления работает независимо от того, какой тип машины его использует. OpenPilot подключается к шлюзу (Gateway) через интерфейс CAN-шины (Controller Area Network), благодаря чему взаимодействует с остальной частью автомобиля. Само устройство размещается на переднем стекле и представляет собой смартфон, на который выводится изображение дороги.

**Планирование** разделено на две части — поперечное планирование (рулевое управление) и продольное планирование (газ/тормоз). В обоих случаях используются решающая программа MPC (Model Predictive Control — прогностический контроль модели) [6].

В блоке **контроля** план в форме кривизны и скоростей / ускорений сначала преобразуется в управляющие сигналы, не зависящие от транспортного средства, которые затем преобразуются в конкретные команды CAN этого транспортного средства через систему управления с обратной связью, работающую на частоте 100 Гц.

### NVIDIA Drive

NVIDIA Drive — это семейство продуктов для разработки автономных транспортных средств (охватывающее все, от автомобиля до центра обработки данных) от американской компании NVIDIA, разрабатывающей графические процессоры и системы на кристалле (SoC). Свое первое комплексное решение для автомобильной промышленности компания представила в 2015 году.

Сейчас компания предлагает платформу разработки автономного транспортного средства и эталонную архитектуру для разработки автономных решений уровня 2+ и уровня 3, называемую DRIVE Hyperion. Платформа состоит из полного набора настроенных, оптимизированных и сертифицированных датчиков, а также высокопроизводительной вычислительной платформы. Кроме того, у компании есть аппаратные решения, предназначенные для автономных систем 5-го уровня (без программного обеспечения).

NVIDIA предоставляет аппаратное и программное обеспечение, необходимое для разработки автономного транспортного средства, включая суперкомпьютер NVIDIA DGX для обучения DNN-восприятию и масштабируемую платформу для физически точного моделирования различных сценариев DRIVE Sim. В последней происходит все тестирование систем автопилота, поскольку физические тесты беспилотных автомобилей компании в настоящее время приостановлены.

В статье [7] 2016 года представлена сквозная (end-to-end) система, в которой не осуществляется явная декомпозиция задачи вождения на подзадачи **восприятия, планирования и контроля**. Разработанная система выполняет все этапы обработки одновременно. На рис. 1 представлена CNN, которая получает на вход данные с камер и тренируется выдавать угол поворота руля.

Обученная таким образом сеть используется для генерации управляющих команд от одной передней центральной камеры. Сеть содержит около 27 миллионов связей и 250 тысяч параметров.

Несмотря на выделенные в статье преимущества данного подхода к разработке ПО для автономного транспортного средства, в компании для поиска наиболее безопасного решения разрабатываются и другие решения, включающие детекцию объектов разных классов, сегментацию изображений и проч.

### Argo AI

Argo AI — независимая американская компания, основанная в 2016 году, которая создает программное обеспечение, оборудование, карты и инфраструктуру облачной поддержки для управления беспилотными автомобилями. В январе 2019 года получили разрешение тестировать свои автономные автомобили в Калифорнии.

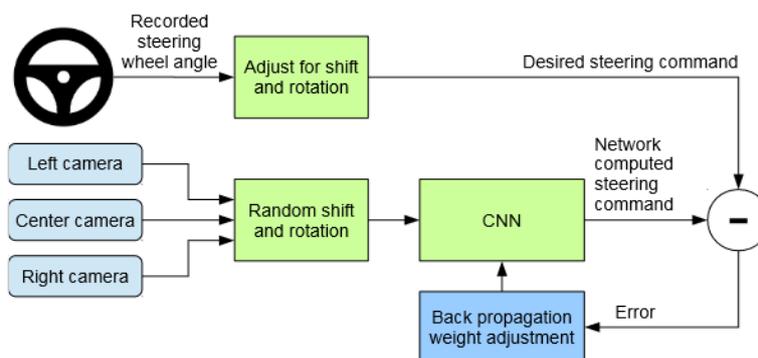


Рис. 1. Тренировка нейронной сети [7]

Argo AI не планирует выпускать технологии автономного вождения для личного владения: они хотят предоставить эти технологии для совместного использования автопарков с такими приложениями, как поиск пассажиров и услуги доставки товаров.

Чтобы соответствовать заявленному 4-му уровню автоматизации, предполагающему определенную **область функционирования** автономного транспортного средства, в пределах которой оно может выполнять корректно все свои функции, система беспилотного вождения Argo AI для коммерческого использования будет работать только в «геосети» (geonet) определенных улиц и поворотов, с учетом их топографических особенностей и максимальных ограничений скорости, в которых системе автопилота разрешено работать в режиме без водителя.

Предусмотрен ряд функций, предотвращающих работу за пределами **области функционирования**. Например, система контролирует количество осадков и безопасно останавливает автомобиль, если ливень становится слишком сильным. Другой пример: автомобиль не может выйти на новую территорию, он будет проезжать только по карте, которая кодирует авторизованную геосеть. При этом система рассматривает карты только как вспомогательное средство и проверяет, соответствует ли реальный мир ее ожиданиям. Когда эти ожидания не оправдываются, система либо адаптируется к новой реальности, либо предпринимает безопасные действия, такие как замедление до остановки или остановка, и запрашивает удаленную помощь.

Система **восприятия** предусматривает возможность отслеживания объектов неизвестного класса (например, трехголового монстра на Хэллоуин) с фиксацией их положения, скорости и направления движения.

Система **прогнозирования** обучается на наборах данных, включающих как правильное поведение (соблюдение правил), так и неправильное (от легкого несоблюдения правил до агрессивного поведения), и непрерывно собирает новые данные [8].

## Level 5

Artiv (ранее Delphi Automotive) — международная компания, производитель автомобильных комплектующих, Lyft — агрегатор такси из Сан-Франциско. В 2017 году совместно создали отдел Level 5 для разработки беспилотного автомобиля. Успели предоставить 100 000 коммерческих поездок на такси с автопилотом (со страхующим водителем на водительском месте) за 3 года. В апреле 2021 проект перешел к компании Toyota's Woven planet (Япония), где команда продолжает работать над автопилотом.

В самом начале своего проекта разработчики обучили несколько базовых моделей компьютерного зрения на настольных компьютерах, создали свой первый внутренний фреймворк для обучения и за год выпустили на дороги готовый продукт. Но вскоре этих решений стало не хватать для дальнейшего развития, поэтому решили сменить парадигму и перешли на PyTorch в 2020 году [9].

В статье [10] 2020 года, предлагающей всем желающим попробовать свои силы в обучении собственных моделей на открытом наборе данных, авторы отмечают, что «задача **восприятия** уже готова к использованию в производстве, в то время как задачи **прогнозирования** и **планирования** еще не решены». И спустя год представляют [2] альтернативу традиционному подходу к **планированию**, основанному на правилах, — подход, ориентированный на машинное обучение, который они назвали *Autonomy 2.0*.

### Cognitive Pilot

Cognitive Pilot (ООО «Когнитив Роботикс») — российская компания, созданная Cognitive Technologies (разработка и внедрение программного обеспечения) совместно со СберБанком в 2019 году для разработок в области беспилотных транспортных средств. Работа в этом направлении началась в 2017 году. Кроме беспилотного легкового автомобиля у компании также есть проекты:

- Cognitive Agro Pilot — система автономного управления сельскохозяйственными транспортными средствами. Основная задача системы — вести машину ровно вдоль границы между скошенной и нескошенной частями сельхозкультур. В основе системы управления, в отличие от систем основных зарубежных разработчиков, лежит не навигация по сигналу GPS, а компьютерное зрение. В 2021 году провели онлайн-мероприятие — День КиберПоля, где несмотря на плохие погодные условия продемонстрировали работу системы;

- Cognitive Rail Pilot — система помощи машинисту локомотива;
- Cognitive Tram Pilot — система автономного управления трамваем.
- Cognitive Auto Pilot — система управления беспилотным автотранспортом, выполняющая задачи: детекции автомобилей, пешеходов, границ полосы движения, распознавания дорожных знаков, предупреждения о столкновении и удержания в полосе движения.

На уровне **восприятия** для работы автопилота в реальных условиях (плохих дорог и погоды) разработали метод «виртуального тоннеля», в основе которого лежит принцип внутреннего самоподобия дорожной сцены. Разработчики научились выявлять наиболее общие, фундаментальные признаки, присущие дорожному полотну, будь это автомагистраль, проселочная или грунтовая дорога.

Вместо обычного подхода High level data fusion (объединение данных на высоком уровне), при котором данные с разных датчиков обрабатываются по отдельности, а затем результаты их распознавания усредняются, создали свой подход, который назвали Low level data fusion. «Сырые данные» сначала синхронизируются в единой системе координат, а потом комплексно обрабатываются.

На уровне **прогнозирования** технология CAI (Cognitive Artificial Intuition — когнитивная искусственная интуиция) позволяет моделировать элементы интуиции человека и делать точный прогноз развития дорожной ситуации для всех участников дорожной сцены, формировать сценарии безопасного движения, в том числе и в критических дорожных ситуациях [11].

### Yandex / Яндекс

Беспилотные автомобили Яндекса — самоуправляемые транспортные средства, разрабатываемые инженерами российской компании Яндекс с 2017 года.

В настоящее время используется машина, оборудованная всем, что нужно для программного управления рулем и ускорением, к которой Яндекс добавляет свое оборудование: компьютер, комплект сенсоров, проводку [12].

Машина потребляет до 2 кВт, большая часть которых приходится на вычислитель, состоящий из двух серверных процессоров и трех видеокарт. Все вычисления происходят на борту автомобиля, он полностью автономен. Чтобы беспилотная часть машины могла продолжать функционировать длительное время, автомобиль комплектуется двумя дополнительными батареями, от которых питается электрическая сеть. Энергопотребление всего беспилотного оборудования меньше, чем у штатных узлов и агрегатов.

Инженеры разработали систему очистки сжатым воздухом и омывающей жидкостью, которая автоматически активируется в тот момент, когда на картинке, генерируемой лидаром, появляются нехарактерные визуальные шумы. Радары умеют видеть через закрытые кожухи, скрыты внутри крыши и в очистке не нуждаются.

Разработаны специальные аппаратные решения для **локализации** с помощью RTK (Realtime kinematic — кинематика реального времени) и собственное приемное устройство для работы с камерами. Используется UNIX-подобная ОС.

### Apollo (Baidu)

Apollo, или Apolong, — проект китайской компании Baidu по разработке беспилотного автомобиля, начавший свою работу в 2013 году. В августе 2021 года презентовали автомобиль без руля и педалей, заявленный как беспилотник 5-го уровня. В мае 2021 года запустили такси без страхующего водителя с удаленным мониторингом и управлением в случае непредвиденных обстоятельств.

В блоке **прогнозирования** автопилота каждый момент времени (timestep) обновляется предсказание для каждого объекта на дороге. Apollo предлагает подход на основе модели, называемый «lane sequence-based prediction» (прогнозирование на основе последовательности полос движения). Дорога делится на связанные участки, в которых движение автомобиля элементарно, вероятность перехода с одного участка на другой определяется на основании скорости автомобиля и проч. [13].

В блоке **планирования** маршрута строится траектория в 3 измерениях ( $x, y, t$ ), для каждой точки указывается скорость автомобиля. Для этой задачи координаты Френе (longitude ( $S$ ) — долгота вдоль центра дороги и lateral ( $L$ ) — расстояние вбок от центра) удобнее декартовых, поэтому расчеты производятся в них.

Сначала на дороге выделяются точки, в которых автомобиль может находиться в процессе движения, по ним строится множество траекторий, из которых выбирается самый дешевый маршрут (функция стоимости — сумма значения отклонения, комфорта пассажиров и др.). Затем по точкам подбирают последовательность скоростей. Для этого в координатах  $ST$  строятся траектории (профили скорости), не пересекающиеся с запрещенными областями, которые будут занимать другие объекты в это время (рис. 2). Для выбора лучшего профиля скорости используется оптимизационный движок.

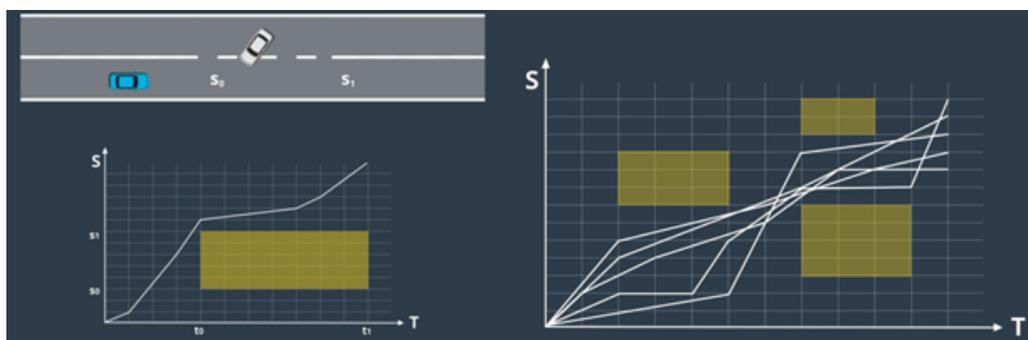


Рис. 2. Профили скорости [13]

Задача **контроля**: провести машину через заданные точки траектории, получая на входе саму требуемую траекторию и текущее положение автомобиля и выдавая на выход управляющие воздействия (руление, ускорение, торможение). Есть 3 подхода к решению задачи контроля, которые используются в Apollo: пропорционально-интегральная производная (PID), линейно-квадратичный регулятор (LQR), прогностический контроль модели (MPC).

В 2020 году в статье [14] представили полностью автоматический конвейер модели прогнозирования для поддержки аннотации данных различных подмодулей прогнозирования, извлечения признаков, обучения, настройки и развертывания модели, который продемонстрировал повышение эффективности настройки параметров до 400 % при масштабном развертывании в различных сценариях в разных странах.

### Ошибки

Компании создают для презентаций и рекламы ролики, в которых представляют нарезку динамичных кадров с разных ракурсов в хороших условиях, на которых беспилотный автомобиль едет идеально. О качестве работы автопилота это говорит мало, в отличие от сообщений об эксплуатации от реальных пользователей.

Tesla продала большое количество своих машин с автопилотом и до недавнего времени не запрещала пользователям публиковать результаты их работы. Из этих видео, а также новостных сообщений можно заметить, что автопилот Tesla совершает много ошибок:

- автопилот не среагировал на светлый прямоугольный фургон, перегородивший дорогу, и врезался в него. Около 4 похожих случаев с 2016 года по 2020 год;
- автопилот не среагировал на припаркованные служебные машины с проблесковыми маячками в темное время суток. Выпустили обновление за пару недель после начала расследования. 12 аварий с 2018 года;
- распознал «призрака» на кладбище — в пустом пространстве обнаружил человека;

- крайне важна дорожная разметка — при въезде с неразмеченной дороги на размеченную автопилот попытался перестроиться, чуть не врезавшись в дорожное ограждение;
- распознал мальчика в оранжевой рубашке как дорожный конус;
- распознал луну как желтый сигнал светофора;
- распознал знак Burger King как знак «Стоп»;
- проектор отображал ложные знаки ограничения скорости на деревьях и фигуру пешехода на асфальте, что было распознано автопилотом как реальность.

Информации об ошибках Waymo немного. Известно, что за 10 млн км (поездки с водителем в Финиксе и окрестностях в 2019 году) автомобили Waymo попали в 18 аварий (водитель по возможности предотвращал неизбежные столкновения). Чтобы оценить, насколько хорошо автопилот справился бы без человека, Waymo повторно смоделировала ситуации, в которых водитель перехватил управление. Выяснилось, что без вмешательства произошло бы еще 29 аварий.

На презентации 2021 года CVPR'21 WAD спикер от Argo AI напомнил о том, что реальный мир еще является критически сложным для автономных систем вождения, приведя цитату из отчета [15] NTSB (Национальный совет по безопасности на транспорте) 2019 года о расследовании происшествия, в котором автомобиль (беспилотник Uber) в марте 2018 года в автономном режиме сбил насмерть пешехода, ведущего сбоку от себя велосипед: «Автоматическая система вождения несколько раз меняла классификацию пешехода, поочередно переходя между транспортным средством, велосипедом и прочим. Поскольку система никогда не классифицировала такого пешехода, а в ее конструкции исключена история отслеживания несуществующих объектов — объектов с измененной классификацией — она не могла правильно предсказать путь пешехода». Спикер отметил, что по-прежнему сложно построить устойчивую интерпретацию динамического мира.

### Заключение

В данной области есть множество проблем, с которыми столкнулись компании-производители и которые они пытаются либо решить, либо обойти. Во-первых, проблему представляют датчики, на которых основана система **восприятия**, и то, как полно с их помощью можно построить модель окружающего мира. Например, как отмечают в компании Waymo, лидар полностью ослепляется во время снега, дождя или тумана. Следовательно, Waymo много ездит в таких местах, как Феникс, Аризона, или Сан-Франциско, Калифорния, где условия постоянно сухие и солнечные.

Во-вторых, проблема, которая встанет перед производителями, когда они перейдут к созданию транспортных средств 5-го уровня автономности, — ограничения **карт высокого разрешения**, без которых их беспилотный автомобиль не может ездить. Теоретически возможное нанесение на карту всего мира является огромной проблемой с точки зрения масштаба.

В-третьих, в задачах управления (**планирование и контроль**) наблюдается тенденция заменять декларативные способы представления знаний нейронными сетями, аргументируется это лучшей работой последних. Неясно, к чему это приведет, поскольку перед искусственными нейронными сетями все еще стоит ряд нерешенных проблем: проблема полноты и верифицируемости, проблема интерпретируемости решений, проблема расчета емкости искусственной нейронной сети, проблема устойчивости к внешним воздействиям, проблема устойчивости решения.

В-четвертых, чтобы автопилот, являющийся обученной нейронной сетью, вел себя как опытный водитель (встраивался в плотный городской поток, вовремя ускорялся) в условиях разных городов, его необходимо переобучать на новых данных. Даже с учетом того, что переобучение будет осуществляться автоматически в конвейере, это является частным решением общей задачи действительно автономного автомобиля, который может двигаться в любой обстановке. Работы над обобщением частных решений не наблюдается.

Кроме того, стоят более общие вопросы, близкие к проблемам искусственного интеллекта: как выглядит действительно автономный автомобиль и как проверить его автономность, на ком лежит ответственность в случае аварии? Широко используемая в разговорах об автопилотах классификация SAE, хотя и описывает уровни автономности вплоть до 5-го, предоставляет нам лишь термины — стандарты и спецификацию требований еще предстоит создать. Для этого следует решить, как оценить качество и безопасность решения, не важно, частичной или полной, автоматизации вождения: количеством часов езды в данном режиме автомобилей компании, количеством аварий на км, разнообразием ситуаций в процессе вождения? Также предстоит решить, какие км следует считать: те, что тестирова-

лись самой компанией, те, что проехали пользователи, приобретшие продукцию компании, или вообще испытания, проводимые в виртуальной реальности.

Не стоит забывать про проблемы внедрения в эксплуатацию. Вопрос психологического доверия к автономному автомобилю без человека-водителя стоит в отдаленном будущем. Пока же используются автомобили с частичной автоматизацией вождения, которые приводят к снижению внимания, уделяемого водителем дороге, что требует повышения осведомленности пользователей и развития систем контроля за вниманием водителя.

В данной работе не рассматривалось направление «Подключенные автономные автомобили» (CAV), предлагающее подходы по частичному решению поставленных проблем, но требующее перестройки всей транспортной инфраструктуры.

Можно сделать вывод, что в настоящее время отсутствуют теоретические доказательства возможности существования полного автопилота, и основные работы ведутся над тем, чтобы доказать это практикой.

## ЛИТЕРАТУРА

1. *Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles. Ground Vehicle Standard J3016\_202104*. Режим доступа: [https://saemobilus.sae.org/content/j3016\\_202104](https://saemobilus.sae.org/content/j3016_202104).
2. Ashesh Jain, Luca Del Pero, Hugo Grimmett, Peter Ondruska. *Autonomy 2.0: Why is Self-Driving Always 5 Years Away?* Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2107.08142.pdf>.
3. *Tesla AI day*. Режим доступа: <https://www.youtube.com/watch?v=j0z4FweCy4M&t=5021s>.
4. Jiyang Gao, Chen Sun, Hang Zhao, Yi Shen, Dragomir Anguelov, Congcong Li, Cordelia Schmid. *VectorNet: Encoding HD Maps and Agent Dynamics from Vectorized Representation*. Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2005.04259.pdf>.
5. Mayank Bansal, Alex Krizhevsky, Abhijit Ogale. *ChauffeurNet: Learning to Drive by Imitating the Best and Synthesizing the Worst. Robotics: Science and Systems 2019*. Режим доступа: <http://roboticsproceedings.org/rss15/p31.pdf>.
6. *How Openpilot Works in 2021*. Режим доступа: <https://blog.comma.ai/openpilot-in-2021/>.
7. Mariusz Bojarski, Davide Del Testa, Daniel Dworakowski, Bernhard Firner, Beat Flepp, Praseem Goyal, Lawrence D. Jackel, Mathew Monfort, Urs Muller, Jiakai Zhang, Xin Zhang, Jake Zhao, Karol Zieba. *End to End Learning for Self-Driving Cars*. Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1604.07316.pdf>.
8. *Argo AI. Developing a Self-Driving System You Can Trust. Safety Report*. Режим доступа: <https://www.argo.ai/wp-content/uploads/2021/04/ArgoSafetyReport.pdf>.
9. Sammy Sidhu, Qiangui (Jack) Huang, Ray Gao. *How Lyft Uses PyTorch to Power Machine Learning for Their Self-Driving Cars*. Режим доступа: <https://medium.com/pytorch/how-lyft-uses-pytorch-to-power-machine-learning-for-their-self-driving-cars-80642bc2d0ae>.
10. Luca Bergamini, Vladimir Iglovikov, Filip Hlasek, Peter Ondruska. *How to Build a Motion Prediction Model for Autonomous Vehicles*. Режим доступа: <https://medium.com/wovenplanetlevel5/how-to-build-a-motion-prediction-model-for-autonomous-vehicles-29f7f81f1580>.
11. Савицкий Г. *Взгляд на ADAS изнутри: когда поедет робот?* Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/cognitivepilot/blog/524236/>.
12. Чистяков А. *Как Яндекс делает обычные автомобили беспилотными*. Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/yandex/blog/585444/>.
13. *Apollo. Developer Center*. Режим доступа: <https://apollo.auto/devcenter/devcenter.html>.
14. Kecheng Xu, Xiangquan Xiao, Jinghao Miao, Qi Luo. *Data Driven Prediction Architecture for Autonomous Driving and its Application on Apollo Platform*. Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2006.06715.pdf>.
15. *Collision Between Vehicle Controlled by Developmental Automated Driving System and Pedestrian*. Tempe, Arizona, March 18, 2018. National Transportation Safety Board. 2019. Режим доступа: <https://www.nts.gov/investigations/accidentreports/reports/har1903.pdf>.