



7. Алгоритм Рамера — Дугласа — Пекера [Электронный ресурс] // Википедия: свободная энцикл. — Электрон. дан. — [Б. м.], 2019. — URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Алгоритм_Рамера_—_Дугласа_—_Пекера (дата обращения: 05.04.2022).

8. Расстояние Левенштейна [Электронный ресурс] // Википедия: свободная энцикл. — Электрон. дан. — [Б. м.], 2022. — URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Расстояние_Левенштейна (дата обращения: 04.05.2022).

9. Лафоре, Р. Структуры данных и алгоритмы в Java [Текст] / Р. Лафоре. — СПб.: Питер, 2011. — 704 с.

А.В. Озеров, А.С. Маршова

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗРЕНИЕ В СОСТАВЕ СИСТЕМ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ ПОЕЗДОВ

(АО «НИИАС»)

Современное развитие техники создает предпосылки для масштабного внедрения систем автоведения поездов (так называемые уровни автоматизации GoA 3/4, согласно МЭК 62267:2009, предполагающие автоматическое движение поезда без участия машиниста). В первую очередь, это связано с появлением специализированных датчиков машинного (технического) зрения, мощных вычислительных средств, обладающих высокой производительностью, и новых алгоритмов обработки данных.

Бортовой комплекс технического зрения, устанавливаемый в голове поезда, состоит из набора датчиков различного назначения и быстродействующих вычислительных средств с большим объемом памяти, обрабатывающих сигналы этих датчиков в режиме реального времени с использованием алгоритмов машинного обучения [1].

Основное назначение бортовой системы технического зрения — своевременное обнаружение и классификация посторонних объектов и принятие решения о соответствующей реакции бортового устройства безопасности (подача звукового сигнала, снижение скорости, экстренное торможение и т.д.) [2].

Такие системы в последние годы активно тестируются на различных полигонах в России и в мире. При этом существует ряд открытых вопросов, касающихся выбора и тестирования средств технического зрения, подготовки и верификации набора данных (датасетов), сертификации автоматической системы управления и обеспечения движения поезда, в состав которой входит техническое зрение, и т.д.

Как правило, бортовые датчики технического зрения включают видеокамеры различного типа, ультразвуковые датчики, радары, лидары. Датчики функционируют в различных диапазонах электромагнитного спектра (рис. 1) и имеют свои преимущества и недостатки, которые могут проявляться при за-



трудных условиях окружающей среды или неблагоприятных погодных условиях.

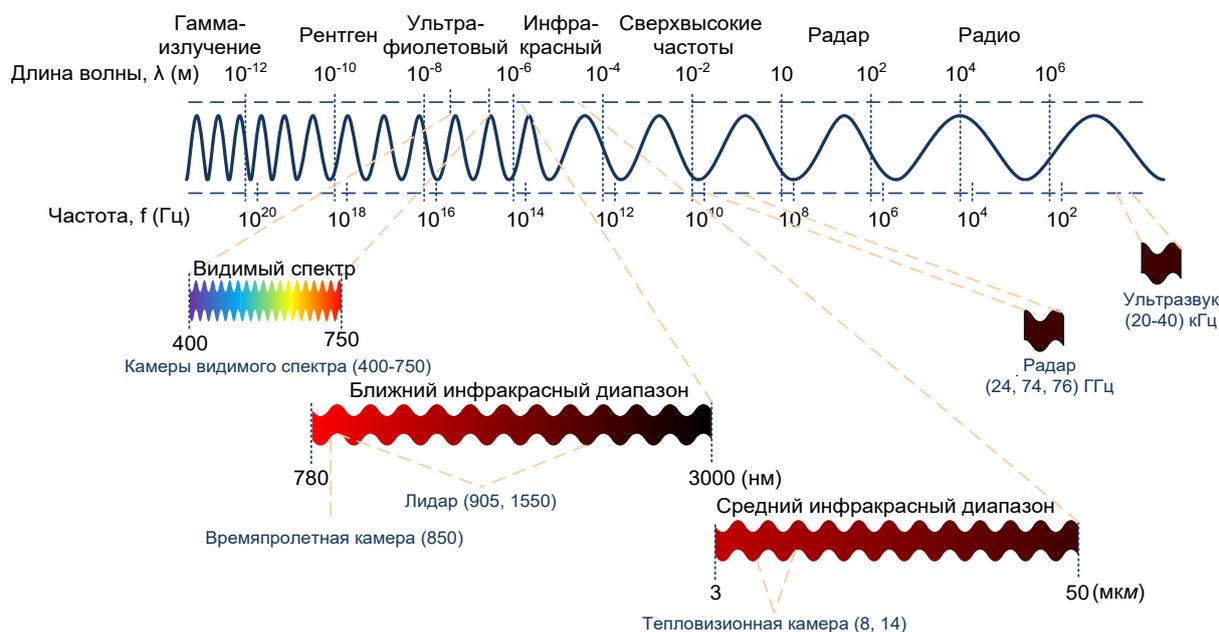


Рис. 1. Спектры различных датчиков, используемых для системы технического зрения автономных транспортных средств (согласно ISO 20473)

В Таблице 1 приведены некоторые результаты сравнения эффективности функционирования датчиков, применяемых в беспилотных транспортных средствах.

Таблица 1 - Сравнение различных датчиков

Датчик	День	Ночь	Дождь	Туман	Снегопад	Жара	Дальность
Лидар	+++	+++	+	-	-+	+++	<200 м
Радар	-+	-+	-+	+	+	-+	<200 м
Камера	++	-	+	--	-	++	до 1000 м
Инфракрасная камера	+ <20°	++	+	++	++	--	до 500 м
Ультразвуковой датчик	+	+	+	+	+	+	<5 м

Как видно, датчики имеют ограниченную эффективность из-за своих недостатков. Автоматизированные системы управления движением поезда требуют высокой устойчивости и надежности, чего нельзя достичь с помощью единственного источника данных. Поэтому прибегают к объединению данных от нескольких датчиков, основанных на разных принципах измерения, что позволяет компенсировать ошибки или недостатки определенного датчика и повышает общую устойчивость и надежность системы.

Комплексирование данных – это междисциплинарная область, где используется множество методов и алгоритмов, которые сложно классифицировать. В



зависимости от взаимосвязи источников, алгоритмы комплексирования данных могут быть:

1. Комплементарными: информация от разных источников ввода представляет различные части сцены и может использоваться для получения более полной общей информации;
2. Дублирующими: два или более входных источника предоставляют информацию об одной и той же цели и могут быть объединены для увеличения достоверности;
3. Кооперативными: предоставленная информация объединяется в новую информацию, которая обычно более сложна, чем исходная информация.

Другая хорошо известная система классификации комплексирования данных основана на виде входных / выходных данных:

- Данные на входе, данные на выходе;
- Данные на входе, признак на выходе;
- Признак на входе, признак на выходе;
- Признак на входе, решение на выходе;
- Решение на выходе, решение на выходе (слияние решений).

Одна из довольно популярных классификаций основана на разных уровнях комплексирования данных [3]. Она включает три основных подхода:

1. Слияние высокого уровня: каждый датчик выполняет алгоритм обнаружения или отслеживания отдельно, и впоследствии результаты объединяются в одно глобальное решение;
2. Слияние низкого уровня: данные от каждого датчика объединяются на самом низком уровне абстракции для повышения их качества и информативности;
3. Слияние среднего уровня: извлекает контекстные описания или признаки из данных каждого датчика, а затем объединяет их для получения объединенного сигнала для дальнейшей обработки.

Для реализации автоматического управления движением поезда система обнаружения препятствий должна также выполнять задачи высокого уровня, такие как распознавание, сегментация и идентификация. Алгоритмы, использующие искусственный интеллект (ИИ) для решения данных задач, основаны на машинном обучении, в частности, глубоком обучении, которое требует огромных размеченных наборов данных (датасетов) [4].

Обычный процесс обработки данных ИИ включает в себя генерацию данных, их фильтрацию и разметку. Размеченные данные затем можно загрузить в базы данных для дальнейшего анализа или использовать для различных приложений, таких как тестирование, обучение ИИ или моделирование [5].

Типичный набор данных машинного зрения предназначен для машинного обучения с учителем. В дополнение к входным данным, полученным от датчиков, такой датасет содержит целевые выходные данные. Создание правильного набора заданных выходных данных, так называемая аннотация или разметка, обычно выполняется людьми.



Типичные объекты, которые размечаются в данных для железнодорожных приложений: «пешеходы»; «путевые рабочие»; «животные»; «транспортные средства / техника»; «опоры (столбы) контактной сети»; «знаки и светофоры (и их сигнальные показания)»; «стрелки».

Разметка данных для компьютерного зрения бывает нескольких типов. Самый простой вариант – присвоить изображению категорию. Другой метод включает в себя ручное размещение графических примитивов, таких как ограничивающие двухмерные рамки, многоугольники или 3D-области (кубоиды). С семантическими аннотациями (или пиксельными аннотациями) каждый пиксель изображения помещается в категорию, обычно обозначаемую уникальным цветовым кодом [6].

Процесс аннотации данных обычно довольно трудоемкий, поскольку выполняется вручную. Несмотря на растущий интерес к приложениям на основе ИИ в последние несколько лет и увеличение количества общедоступных наборов данных для приложений дорожного движения, железнодорожная отрасль отстает в этой области. Данные, используемые для оценки обнаружения препятствий, могут быть трех категорий: общедоступные данные в Интернете, специально созданные индивидуальные наборы данных или данные реальных полевых испытаний. Актуальные общедоступные наборы данных для железных дорог немногочисленны, а большинство методов на основе ИИ основаны на индивидуальных и закрытых наборах данных.

Еще одна важная проблема заключается в том, что исходные данные обычно не охватывают все возможные случаи и условия. По этой причине требуется аугментация или расширение, то есть создание искусственного набора данных на основе существующих. Для изображений, относящихся к железным дорогам, используются различные техники аугментации, которые варьируются от простых линейных фильтров до сложных моделей.

Литература

1. Озеров, А.В. Развитие систем автоматизации управления движением поездов [Текст] / А.В. Озеров, В.М. Малинов, А.С. Маршова // Железнодорожный транспорт. – 2022. – № 3. – С.10-16.
2. Попов, П.А. Применение передовых технологий для работы в автоматическом режиме на МЦК [Текст] // Железнодорожный транспорт. – 2020. – № 11. – С. 17-21.
3. Yeong D.J., Velasco-Hernandez G., Barry J.; Walsh J. Sensor and Sensor Fusion Technology in Autonomous Vehicles: A Review. // Sensors. 2021. Vol. 21. № 6.
4. Ristić-Durrant D., Franke M., Michels K. A Review of Vision-Based On-Board Obstacle Detection and Distance Estimation in Railways. // Sensors. 2021. Vol. 21. № 10.
5. Nieto M., Senderos O., Otaegui O. Boosting AI applications: Labeling format for complex datasets // SoftwareX. 2021. Vol. 13



6. Tagiew R., Buder T., Tilly R., Hofmann K., Klotz C. Datensätze für das autonome Fahren als Grundlage für GoA3+ // Eisenbahntechnische Rundschau. 2021. № 9.

Е.В. Орлова

ВЫЯВЛЕНИЕ ПРИЧИННЫХ СВЯЗЕЙ В РАНДОМИЗИРОВАННЫХ ИСПЫТАНИЯХ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

(Уфимский государственный авиационный технический университет)

Аннотация. Описан метод статистического эксперимента - рандомизированное испытание, который используется для тестирования эффективности решений и выбора наилучшего решения из множества возможных в условиях неоднородных статистических данных. В этом случае решение выступает в качестве фактора-причины, а эффективность функционирования объекта является фактором-следствием. Обработку результатов таких испытаний можно проводить с помощью методов машинного обучения. Применение методов машинного обучения позволит исключить возможные ложные корреляции факторов, идентифицировать истинные причинные зависимости и установить наиболее эффективное решение.

Ключевые слова: статистический эксперимент, рандомизированное испытание, методы машинного обучения; кластеризация; классификация

Неоднородность статистической выборки характеризуется наличием в ней выбросов (то есть резко выделяющихся значений) влияют на результаты исследования. В соответствии с центральной предельной теоремой (ЦПТ) средние значения, вынутые из многочисленных выборок, будут иметь форму нормального распределения, даже если исходная совокупность элементов не является нормально распределенной. Условием применения ЦПТ являются: большой объем выборок и отклонения данных от нормального распределения не большое. В соответствии с ЦПТ используются формулы аппроксимации нормальным распределением (t -распределение), с помощью чего реализуются вычисления доверительных интервалов и осуществляется проверка статистических гипотез.

Параметрические статистические методы не обладают свойством устойчивости (робастности), т.е. результаты моделирования не всегда одинаковы при допустимых отклонениях реальных данных. А методы аппроксимации – метод наименьших квадратов, метод максимального правдоподобия, являются очень чувствительными к неоднородности данных. Для характеристики центра распределения и разброса могут быть использованы показатели медианы и интерквартильный размах.