

Повышение эффективности систем видеонаблюдения с искусственным интеллектом на железнодорожном транспорте

П. Б. Яковлев

Петербургский государственный университет путей сообщения Императора Александра I
pavel050458@mail.ru

Аннотация. Разработка алгоритмов и расширение возможностей камер по обработке данных позволяют использовать усовершенствованную видеоаналитику на основе ИИ непосредственно в камере, высвобождая ресурсы сервера под другие задачи. Благодаря аппаратным ускорителям, таких как модуль обработки данных с технологией машинного обучения (MLPU) и модуль обработки данных с технологией глубокого обучения (DLPU), встроенная в камеры видеоаналитика требует меньших затрат ресурсов, чем использование центрального или графического процессора. Производительность видеоаналитики зависит от множества факторов, связанных с конфигурацией камеры, качеством и динамическими характеристиками видеоизображения, а также с освещенностью в кадре. В большинстве случаев знание о влиянии этих факторов и их соответствующая оптимизация позволяют повысить эффективность видеоаналитики.

Ключевые слова: система видеонаблюдения, искусственный интеллект, повышение эффективности

I. ЦЕЛЬ СОЗДАНИЯ СИСТЕМЫ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ С ИСКУССТВЕННЫМ ИНТЕЛЛЕКТОМ

Эффективность видеоаналитики зависит от множества факторов, связанных с производительностью процессора камеры, качеством и динамическими характеристиками видеоизображения, а также с уровнем освещенности в области зоны осмотра. В большинстве случаев учет этих факторов и их оптимизация позволяют повысить эффективность видеоаналитики.

На сегодняшний день системы искусственным интеллектом (ИИ) не могут заменить оператора, который принимает решения с учетом знаний и опыта. В такой ситуации важно использование преимуществ систем ИИ для увеличения потенциала и возможностей человека.

Концепция искусственного интеллекта включает в себя алгоритмы машинного и глубокого обучения. Они автоматически создают математическую модель, используя значительные объемы выборочных (обучающих) данных, чтобы получить возможность получать результаты без специально созданной программы.

Алгоритм ИИ разрабатывается посредством итеративного процесса, в котором цикл сбора обучающих данных, их маркировки, использования маркированных данных для обучения алгоритма и тестирования обученного алгоритма повторяется до тех пор, пока не будет достигнут желаемый уровень качества. После этого алгоритм готов к использованию в приложении обработки и анализа данных, которое можно внедрить на объекте наблюдения. На этом

обучение завершено, и приложение больше ничему новому не научится.

Типичной задачей видеоаналитики на базе искусственного интеллекта является обнаружение и классификация объектов (людей, подвижного состава и транспортных средств) в зоне осмотра видеокамер.

Алгоритм машинного обучения изучает комбинацию визуальных характеристик, позволяющую определить эти объекты.

Алгоритм глубокого обучения более совершенен и может – если он был этому обучен – обнаруживать гораздо более сложные объекты. Однако он также требует больше усилий для разработки и обучения и гораздо больше вычислительных ресурсов при использовании окончательно доработанного приложения. Это значит, что следует четко сформулировать потребности организации в видеонаблюдении и определить, будет ли достаточно специализированного оптимизированного приложения на базе машинного обучения.

Разработка алгоритмов и расширение возможностей видеокамер по обработке данных позволили использовать видеоаналитику на основе ИИ непосредственно в камере. Это позволяет перенести основной объем работы с сервера на видеокамеры, а также создается возможность анализировать получаемые данные в реальном времени. Особенно это важно в системах видеонаблюдения с большим количеством камер на объектах транспортной инфраструктуры.

Благодаря специальным аппаратным ускорителям, таким как модуль обработки данных с технологией машинного обучения (MLPU) и модуль обработки данных с технологией глубокого обучения (DLPU), встроенная в камеры видеоаналитика создает меньшие объемы трафика сети, чем при использовании процессора сервера.

Перед установкой приложения для интеллектуального анализа видео необходимо внимательно изучить и строго соблюдать рекомендации производителя, основанные на известных предварительных условиях и ограничениях. Все системы видеонаблюдения уникальны, и эффективность приложения должна оцениваться на каждом конкретном объекте. Если качество окажется ниже ожидаемого, необходимо искать причину в комплексе, а не сосредотачиваться только на аналитическом приложении. Производительность видеоаналитики зависит от множества факторов, связанных с оснащением и конфигурацией камеры, качеством и динамическими характеристиками видеоизображения, а

также с освещенностью в кадре. В большинстве случаев знание о влиянии этих факторов и их соответствующая оптимизация позволяют повысить эффективность видеоаналитики.

Поскольку искусственный интеллект все чаще применяется в видеонаблюдении, помимо преимуществ и новых сценариев его использования, необходимо учитывать, когда и где будет применяться эта технология.

Искусственный интеллект (ИИ) – это широкое понятие, связанное с машинами, которые могут решать сложные задачи, имитируя интеллект человека. Глубокое обучение и машинное обучение – это подмножества искусственного интеллекта.

II. МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

Машинное обучение – это подмножество ИИ, использующее статистические алгоритмы обучения для создания систем, которые могут автоматически учиться и совершенствоваться без явного программирования.

В этом разделе мы проводим различие между традиционным программированием и машинным обучением в контексте компьютерного зрения – дисциплины, позволяющей компьютерам понимать, что происходит в кадре, путем анализа фото- или видеоданных.

Традиционно программируемое компьютерное зрение основано на методах вычисления признаков изображения, например четких кромок и углов. Эти признаки должен задать вручную разработчик алгоритма, который знает, что именно нужно искать в визуальных данных. Затем разработчик объединяет эти признаки для создания алгоритма, который позволит сделать вывод о том, что обнаружено в кадре.

Алгоритмы машинного обучения автоматически создают математическую модель с использованием значительного количества выборочных (обучающих) данных, чтобы получить возможность принимать решения путем вычисления результатов без специального программирования. Признаки по-прежнему задаются вручную, но тому, как их объединять, алгоритм учится сам в процессе обработки больших объемов помеченных, или аннотированных, обучающих данных. Такая техника использования заданных вручную признаков в комбинациях, которым алгоритм обучается сам, в данном документе называется классическим машинным обучением.

Другими словами, в случае приложения машинного обучения нужно обучить компьютер использовать нужную программу. Данные собираются, а затем аннотируются людьми, иногда с помощью предварительного аннотирования, выполняемого серверными компьютерами. Результат передается в систему, и этот процесс продолжается до тех пор, пока приложение не узнает достаточно, чтобы обнаружить нужный объект, например конкретный тип автомобиля. Обученная модель становится программой. Обратите внимание: когда программа будет готова, система не научится ничему новому.

Преимущество ИИ перед традиционным программированием при создании программы компьютерного зрения заключается в способности

обрабатывать обширные данные. Компьютер может просматривать тысячи изображений, постоянно сохраняя точность и высокую работоспособность, тогда как человек через некоторое время устанет и утратит концентрацию. Таким образом, используя искусственный интеллект, можно сделать приложение намного более точным.

Однако чем сложнее приложение, тем труднее получить результат.

Глубокое обучение представляет собой усовершенствованную версию машинного обучения, когда система обучается выделению признаков и способам объединения этих признаков в глубоких структурах правил для получения результата, и это обучение основано на входных данных. Алгоритм может автоматически определять, какие признаки следует искать в обучающих данных, а также может изучать очень глубокие структуры связанных комбинаций признаков.

Используя алгоритмы глубокого обучения, можно создавать сложные визуальные детекторы и автоматически обучать их обнаружению очень сложных объектов, устойчивых к масштабированию, вращению и прочим вариациям.

Причина такой гибкости заключается в том, что системы глубокого обучения могут учиться на гораздо большем объеме данных (к тому же характеризующихся более широким разнообразием), чем классические системы машинного обучения. В большинстве случаев они значительно превосходят алгоритмы компьютерного зрения, созданные вручную. Благодаря этому глубокое обучение идеально подходит для сложных задач, когда людям нелегко сформулировать комбинацию признаков (например, для классификации изображений, обработки или обнаружения объектов).

Обнаружение объектов на основе глубокого обучения позволяет классифицировать сложные объекты. Аналитическое приложение может не только обнаруживать подвижной состав и автотранспортные средства, но и классифицировать их по типам.

Оба вида обучения представляют собой схожие типы алгоритмов, но алгоритм глубокого обучения обычно использует гораздо больший набор комбинаций признаков, чем классический алгоритм машинного обучения. Это означает, что аналитическое приложение на базе глубокого обучения может быть более гибким и сможет выполнять гораздо более сложные задачи.

Впрочем, для отдельных приложений видеоаналитики может быть достаточно специально оптимизированного классического алгоритма машинного обучения. Для четко определенных задач этот алгоритм может выдавать такие же результаты, как и алгоритм глубокого обучения, при этом требуя меньше математических операций, что делает данное решение более экономичным и менее энергозатратным.

Кроме того, для него необходимо гораздо меньше данных для обучения и, следовательно, ресурсов на разработку.

После обучения модель необходимо тщательно протестировать. Этот этап обычно включает автоматизированную часть и тщательное тестирование в реальных условиях развертывания.

В ходе автоматизированной части приложение проверяется с помощью новых наборов данных, которые не использовались для обучения модели. Если результаты таких проверок не соответствуют ожидаемым, процесс начинается заново: собираются новые обучающие данные, создаются или уточняются аннотации, и модель снова подвергается обучению.

После достижения нужного уровня качества начинается испытание в условиях эксплуатации: приложение проверяется в ситуациях из реальной жизни. Объем и вариантность зависят от области применения приложения. Чем она меньше, тем меньше вариаций нужно тестировать. И наоборот, чем шире область применения, тем больше требуется тестов.

Результаты вновь сравниваются и оцениваются. Этот этап может снова привести к тому, что процесс начнется заново. Другой возможный результат может заключаться в определении предварительных условий, объясняющих сценарий, в котором приложение не рекомендуется использовать или рекомендуется использовать лишь частично.

Для достижения производительности в реальном времени при выполнении алгоритма на базе машинного обучения для входных видеоданных обычно требуется специальное аппаратное ускорение.

III. АППАРАТНОЕ УСКОРЕНИЕ

Использование выделенного аппаратного ускорения позволяет существенно повысить производительность. Графические процессоры в основном разрабатывались для приложений обработки графики, но также используются для ускорения ИИ на серверных и облачных платформах.

MLPU (модуль обработки данных с технологией машинного обучения) может ускорить получение вывода в определенных классических алгоритмах машинного обучения для решения задач компьютерного зрения с очень высокой эффективностью. Модуль предназначен для одновременного обнаружения в режиме реального времени ограниченного числа типов объектов (например, людей, подвижного состава и транспортных средств).

DLPU (модуль обработки данных с технологией глубокого обучения). Камеры со встроенным модулем DLPU могут ускорять получение общего вывода алгоритма глубокого обучения с высокой эффективностью, что позволяет детальнее классифицировать объекты.

IV. ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ВИДЕОАНАЛИТИКИ

A. Факторы, определяющие эффективность аналитики

Все системы видеонаблюдения уникальны, и эффективность приложения должна оцениваться на каждом конкретном объекте железнодорожной инфраструктуры. Если качество не соответствует ожидаемому уровню, необходимо выяснить причину в комплексе, поскольку эффективность аналитического приложения зависит от множества факторов, большинство из которых можно оптимизировать, если их оценить степень влияния на качество. К таким факторам относятся процессор камеры, качество и динамические характеристики видеоизображения,

уровень освещения, а также конфигурация, размещение и параметры оптической системы.

B. Требования к качеству изображения

Часто говорят, что качество изображения зависит от высокого разрешения и высокой светочувствительности камеры. Несмотря на то, что важность этих параметров не подлежит сомнению, существуют и другие факторы, не менее важные при определении пригодности фото- или видеозаписи. Так, например, видеопоток непревзойденного качества с дорогостоящей камеры видеонаблюдения может оказаться абсолютно бесполезным из-за недостаточной подсветки в ночное время, перенаправления камеры в ненужную сторону или сбоя связи с системой.

Развертыванием аналитического приложения необходимо тщательно изучить место размещения камеры. Чтобы видеоаналитика работала надлежащим образом, камера должна быть расположена таким образом, чтобы зона наблюдения просматривалась полностью и беспрепятственно.

Пригодность изображения также может зависеть от сценария его использования. Качество видео, приемлемое для человеческого глаза, может быть недостаточно для приложения видеоаналитики. Более того, многие методы обработки изображений, обычно используемые для улучшения восприятия видео человеком, не рекомендуются при использовании видеоаналитики. К ним, в частности, относятся методы шумоподавления, технология широкого динамического диапазона и алгоритмы автоматического управления экспозицией.

Современные видеокамеры часто оснащены ИК-подсветкой, благодаря которой они могут работать в полной темноте. В этом есть положительный момент, ведь такая функция позволяет размещать камеры в труднодоступных местах и устраняет необходимость установки дополнительного освещения. Однако, если на объекте возможны сильные дожди или снегопад, настоятельно рекомендуется не полагаться на свет, исходящий от камеры или из источника, расположенного очень близко к ней. Капли дождя и снежинки могут отражать в камеру слишком много света и существенно затруднить аналитику. С другой стороны, при рассеянном свете больше шансов, что аналитика будет работать результативно даже в плохую погоду.

C. Расстояние обнаружения объектов

Определить максимальное расстояние обнаружения объектов аналитическим приложением на базе ИИ сложно: указанное в спецификации значение в метрах или футах не всегда соответствует истине. Нужно помнить, что на расстояние обнаружения существенно влияют качество изображения, характеристики места наблюдения, погодные условия и свойства объекта, в частности цвет и яркость. Очевидно, например, что яркий объект на темном фоне в солнечный день может быть обнаружен с гораздо большего расстояния, чем темный объект в дождливую погоду.

Расстояние обнаружения также зависит от скорости перемещения объектов. Для получения точных результатов приложению видеоаналитики необходимо «видеть» объект достаточно долго. Это время зависит от эффективности обработки (частоты кадров) платформы: чем она ниже, тем дольше объект должен находиться в

кадре, чтобы его можно было обнаружить. Если выдержка камеры не соответствует скорости движения объекта, точность обнаружения может пострадать из-за размытости изображения.

Быстрые объекты могут оказаться необнаруженными, если они перемещаются вблизи камеры. Например, легко обнаружить человека, бегущего достаточно далеко от камеры, в то время как человек, бегущий с такой же скоростью очень близко к камере, может войти в сектор обзора и выйти из него так быстро, что сигнал тревоги не успеет сработать.

Для аналитических приложений, основанных на обнаружении движения, еще одну проблему представляют объекты, движущиеся непосредственно к камере или от нее. Особенно трудно обнаруживать медленно движущиеся объекты, которые вызывают лишь очень небольшие изменения в изображении по сравнению с движением через весь кадр.

Как правило, более высокое разрешение камеры не означает большее расстояние обнаружения. Возможности обработки, необходимые для выполнения алгоритма машинного обучения, пропорциональны размеру входных данных. Это означает, что для анализа полного разрешения камеры 4K требуется как минимум в четыре раза больше вычислительной мощности, чем для камеры с разрешением 1080p. Очень часто из-за ограничений в возможностях обработки камерой в приложениях на основе ИИ используют более низкое разрешение, чем может предложить камера или видеопоток.

D. Настройка сигналов тревоги и записи

Из-за различных уровней применяемых фильтров аналитические приложения для обнаружения и классификации объектов генерируют очень мало ложных срабатываний. Однако такие приложения работают должным образом только при соблюдении всех указанных предварительных условий. В противном случае они могут пропустить важные события.

Если нет полной уверенности в том, что все условия будут выполняться во всех без исключения случаях, рекомендуется использовать консервативный подход и настроить систему таким образом, чтобы конкретная классификация объектов не являлась единственной причиной срабатывания сигнала тревоги. Такая настройка вызовет больше ложных срабатываний, но уменьшит риск пропустить важное событие. Когда сигналы тревоги или инициирующие их срабатывание данные поступают непосредственно в пункт охранной сигнализации, каждая ложная тревога оборачивается большими расходами. Совершенно очевидно, что необходима надежная классификация объектов, позволяющая отфильтровывать нежелательные сигналы тревоги.

Однако механизм записи может и должен быть настроен так, чтобы полагаться не только на классификацию объектов. В случае пропущенного реального сигнала тревоги эта настройка позволяет оценить по записи причину пропуска, а затем внести изменения в монтаж и конфигурацию всей системы.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Глубокое обучение является ключевым фактором в прогрессе анализа видеоданных. Его способность точно распознавать и классифицировать объекты, а также улучшать адаптивность систем видеонаблюдения, открывает двери для новых возможностей в обеспечении

безопасности и оптимизации работы в различных областях применения.

Искусственный интеллект (ИИ) в области видеонаблюдения предоставляет широкий спектр преимуществ, однако его использование также поднимает ряд важных этических вопросов, требующих внимательного взвешивания.

ИИ позволяет системам видеонаблюдения анализировать и обрабатывать видеопотоки с высокой точностью и скоростью. Это улучшает реакцию на потенциальные угрозы и помогает предотвращать инциденты.

ИИ способствует автоматизации процессов мониторинга, позволяя системам видеонаблюдения оптимизировать использование ресурсов и улучшать оперативность реагирования на происходящие события.

Искусственный интеллект позволяет расширить функциональность систем видеонаблюдения: начиная от обнаружения аномалий до предсказания вероятных ситуаций на основе анализа данных.

Будущее видеонаблюдения направлено на еще более глубокое интегрирование машинного обучения и искусственного интеллекта (ИИ) для создания умных и адаптивных систем, способных предсказывать, реагировать и обеспечивать безопасность более эффективно и интеллектуально.

Машинное обучение и ИИ будут играть ключевую роль в развитии более точной аналитики видеоданных. Системы будут способны не только распознавать объекты, но и анализировать их действия и связи между ними для более глубокого понимания окружающей среды.

Будущее видеонаблюдения будет характеризоваться развитием автономных систем, способных принимать решения на основе собранных данных. ИИ будет играть важную роль в определении стратегий действий и автоматизации реакций на изменяющиеся ситуации.

С использованием машинного обучения и ИИ, будущие системы видеонаблюдения смогут оптимизировать использование ресурсов и инфраструктуры, учитывая в реальном времени изменения в окружающей среде

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Яковлева Н.А., Яковлев П.Б. Особенности создания интеллектуальной системы видеонаблюдения на вокзалах и пассажирских станциях // 77-я научно-техническая конференция СПбНТОРЭС им. А.С. Попова, посвященная Дню радио: сборник трудов. СПб: СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2022. С. 190-192.
- [2] Яковлев П.Б. Применение систем UHD видеонаблюдения с элементами искусственного интеллекта на железнодорожном транспорте // сборник трудов XI Международного симпозиума. "Eltrans электрификация и электрическая тяга: цифровая трансформация железнодорожного транспорта". Санкт-Петербург: ФГБОУ ВО ПГУПС, 2023. С. 456-469.
- [3] Могилин К.А., Карманова И.А. Интеллектуальные системы видеонаблюдения в комплексах безопасности // Известия ТулГУ. Технические науки. 2020. Вып. 3. С. 89-92.
- [4] Кручинин А.Ю., Колмыков Д.В., Галивом Р.Р. Алгоритм распознавания ситуаций в распределенной системе видеонаблюдения // Программные продукты и системы/ Научная статья. 2018. Т. 31. № 2. С. 1-5.
- [5] Интеллектуальная видеоаналитика, как сделать умное наблюдение с видеоаналитикой (от бесплатной до нейросетевой) // [Электронный ресурс] URL: <https://securityrussia.com/blog/videoanalitika.html?ysclid=libp2soxg961424378/> (дата обращения – 31.05.2023)