

Детекция обратных течений на основе непрерывного видеомониторинга: обзор методов и решений

Т. Я. Гладких*, А. В. Графенков*, К. Д. Русаков*, Д. Е. Селиверстов*

* ФГБУН «Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН», 117997, Россия, г. Москва,
ул. Профсоюзная, д. 65

Поступила в редакцию 01.12.2025 г. Принята 15.12.2025 г.

Аннотация—Обратные течения (rip currents) являются одной из главных причин несчастных случаев на пляжах. В работе рассмотрены подходы к их обнаружению: визуальные наблюдения, гидродатчики, радары и БПЛА, а также анализ видеопотока с береговых камер. Особое внимание уделено применению искусственного интеллекта и нейросетевых технологий в области компьютерного зрения. Рассматриваются методы оптического потока, детекторы на базе глубоких нейросетей (YOLO, Faster R-CNN), современные алгоритмы сегментации и интерпретируемые решения. Обсуждаются достоинства и ограничения, требования к данным, а также перспективы внедрения интеллектуальных систем мониторинга для повышения безопасности на пляжах.

Ключевые слова: обратные течения, rip currents, видеомониторинг, компьютерное зрение, искусственный интеллект, нейросетевые технологии, оптический поток, глубокое обучение, YOLO, Faster R-CNN, сегментация изображений, безопасность на воде.

DOI: 10.53921/18195822_2025_25_4_844

1. ВВЕДЕНИЕ

Обратные течения представляют собой серьезную опасность для купающихся и ежегодно становятся причиной множества происшествий на пляжах по всему миру [1]. Эти узкие и мощные потоки воды внезапно уносят пловцов от берега, и даже опытные пловцы могут оказаться в смертельной ловушке. Традиционно обеспечение безопасности на воде возлагается на спасателей, однако визуальное обнаружение обратных течений не всегда надежно – особенно при обширной акватории и переменчивых условиях моря [1]. В последние годы все большее внимание уделяется автоматизированным системам мониторинга пляжей. Видеокамеры, установленные на спасательных вышках, способны круглосуточно наблюдать прибрежную зону и с помощью методов компьютерного зрения обнаруживать опасные явления, такие как обратные течения, в реальном времени [2]. Такой подход потенциально позволяет превентивно оповестить спасателей и отдыхающих о формировании опасного течения, повышая безопасность на пляже.

Обратное течение – это узкий сильный поток воды, направленный от берега в море, пробивающийся сквозь линию прибоя [3]. Такие течения формируются за счет возвратного движения избыточной воды, набежавшей на берег под воздействием волн. Вода устремляется обратно в океан по пути наименьшего сопротивления – часто через разрывы в подводных песчаных отмелях или между участками с интенсивным прибоем [3]. Обратные течения обычно узкие (десятка метров) и кратковременные, но течение в них может быть очень быстрым – до 1–2 м/с и более. Даже относительно короткое по времени течение способно уносить человека на сотни метров от берега, пока оно не рассеется за зоной прибоя (рис. 1).

Для повышения безопасности важно научиться распознавать обратные течения по визуальным признакам. С берега или вышки, особенно с возвышенной точки обзора, опытные наблюдатели могут заметить характерные особенности рипа. Ниже представлены некоторые из них.



Рис. 1. Схема обратного течения.

Разрыв в рисунке волн: участок относительно спокойной, более гладкой воды, где не происходит ломания волн. Такой «пробел» выглядит плоским по сравнению с линиями прибоя по бокам. Иными словами, вокруг бушуют прибойные пеннистые гребни, а в зоне обратного течения – подозрительно тихая гладь.

Полоса пены или обломков, уходящая в море: обратное течение часто выносит с собой пену, водоросли, обломки и делает заметной узкой полосой пены, тянувшейся от берега сквозь прибой в открытое море. На фотографиях рипы нередко выглядят как светлая пенистая дорожка, уходящая за линию прибоя (рис. 1).

Отличающийся цвет воды: вода в зоне рипа может иметь иной оттенок из-за перемешивания песка или отсутствия пены. Часто отмечается, что обратное течение проявляется как более тёмный фрагмент воды по сравнению с окружающими областями (из-за большей глубины и

отсутствия белой пены), либо наоборот более светлый (мутный) участок при выносе песчаной взвеси. Цветовой контраст зависит от угла освещения и наличия взвешенных частиц.

Схождение волн или пересекающиеся гребни: это ещё один признак – пересекающиеся или «ломаные» гребни волн. Когда поток воды вырывается против волн, гребни могут сталкиваться, образуя хаотичные возмущения. Например, разрыв в наступающем гребне волны или пересечение двух гребней может указывать на присутствие рипа [4].

Важно понимать, что визуальные признаки могут быть размытыми. Обратное течение – это нечеткий объект: у него нет выраженных границ, форма и ширина потока меняются каждую секунду [5, 6]. В спокойную погоду или при небольшом прибоем рип может быть практически невиден – поверхность воды выглядит лишь слегка рябой. Наоборот, при сильном волнении рип-зона может сливаться с общей турбулентностью. Поэтому даже у спасателей возникают трудности с обнаружением некоторых обратных течений, особенно при наблюдении под острым углом с берега [7, 8]. Автоматической системе компьютерного зрения необходимо распознавать тонкие и кратковременные отличия в видеоряде, что является нетривиальной задачей. Тем не менее, перечисленные признаки легли в основу многих алгоритмов: они ищут на видео либо относительно спокойные прогалины среди прибоя, либо линейные структуры пены, стремящиеся от берега, либо аномалии в направленности движения воды. Далее рассмотрено, как именно эти признаки используются различными методами обнаружения рипов.

2. СУЩЕСТВУЮЩИЕ ПОДХОДЫ К ОБНАРУЖЕНИЮ ОБРАТНЫХ ТЕЧЕНИЙ. ТРАДИЦИОННЫЕ НАБЛЮДЕНИЯ И ГИДРОДИНАМИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ

Обнаружение обратных течений возможно разными способами – от непосредственного наблюдения или измерения течений в воде до анализа удалённых изображений. Ниже приводится обзор основных подходов, применяющихся до настоящего времени, с указанием их сильных и слабых сторон.

Визуальный мониторинг спасателями. Самый старый и до сих пор распространённый способ – это наблюдение пляжа обученными спасателями. Патрулируя побережье с вышек или береговой линии, спасатели ищут описанные выше признаки (разрывы в прибоем, полосы пены и т.д.). Достоинство этого подхода – человеческий опыт и интуиция: профессионал способен учесть контекст, быстро оценить опасность и принять решение. Однако человеческий фактор связан и с ограничениями: спасатель может физически охватить взглядом лишь ограниченный участок, легко устает от длительного наблюдения, может не заметить рип в сложных условиях освещения или при отвлечении на другие происшествия. В отсутствии спасателей (например, на диком пляже или вне часов дежурства) визуальный мониторинг вообще отсутствует. Эти недостатки стимулируют поиск технических решений, дополняющих или заменяющих человеческий надзор.

Измерительные приборы в воде. Научные исследования рип-течений часто используют прямые измерения гидродинамических параметров. Например, для замеров скорости и траектории течений применяются плавающие дрифтеры с GPS-трекерами [9, 10], акустические доплеровские измерители течений (ADCP), датчики давления и т.д. (рис. 2).

Дрифтеры и буйки дают точные данные о скорости обратного течения и его структуре, позволяя «увидеть» течение там, где глаз не различит. Однако такие методы дорогостоящи и сложны в реализации для постоянного мониторинга пляжа. Размещение оборудования требует усилий и может быть опасно при сильном прибоем [11]. Кроме того, дрифтеры эффективны, когда рип устойчивый, а при кратковременных (flash rip) проявлениях их запуск практически бесполезен. Таким образом, такие способы больше подходят для исследований и не масштабируются как система оперативного оповещения.



Рис. 2. Профилограф скорости течений.

Гидродинамическое моделирование и прогноз. В ряде прибрежных служб налажена система прогноза опасности рип-течений на основе моделей волнения и приливов. Например, NOAA использует метео-океанические данные (высота и период волн, направление, приливы) и эмпирические модели, чтобы ежедневно оценивать вероятность рипов для различных пляжей. Подходы с численным моделированием приливно-прибойных течений также применяются учёными [12, 13]. Прогнозные методы полезны для общей оценки риска, но не дают точного указания, когда и где возникнет конкретный рип в данную минуту. Реальное течение может не образоваться, несмотря на «высокий риск» по прогнозу, или наоборот возникнуть внезапно при умеренном волнении из-за мелких топографических изменений. Таким образом, прогнозы являются ценным, но грубым инструментом, который лучше комбинировать с непосредственным наблюдением.

Дистанционное зондирование: радары и спутники. Для удалённого измерения течений применяются морские радиолокаторы и оптические системы. В частности, береговые X-диапазонные радары успешно фиксировали структуры рип-течений по изменению отраженного сигнала от ряби на воде [14]. Радар способен охватить значительную акваторию и работать ночью, однако его развертывание дорогостоящее и требует обработки сложных сигналов (рис. 3).

Спутниковые и аэрофотоснимки в видимом диапазоне могут запечатлеть следы обратных течений (например, пенную дорожку) с высоты. Это используется для исследования рипов в научных целях или составления каталогов изображений течений. Однако спутниковая съёмка не обеспечивает непрерывного мониторинга – снимки делаются редко, а в реальном времени эта информация недоступна. Более того, разрешение многих спутников недостаточно, чтобы различить узкий поток с орбиты. Перспективным может быть применение беспилотных летательных аппаратов (дронов) для оперативного обзора пляжа с воздуха. Дроны дают гибкий ракурс (можно зависнуть прямо над прибоем) и высокое разрешение кадров [15]. С их помощью удавалось визуализировать течение с помощью контрастных красителей и получить видео «с высоты птичьего полёта». Однако для постоянного мониторинга дроны не очень подходят: они ограничены по времени полёта, требуют оператора или автоматической станции взлёта/посадки, и не могут находиться в воздухе непрерывно весь день. Поэтому в рамках

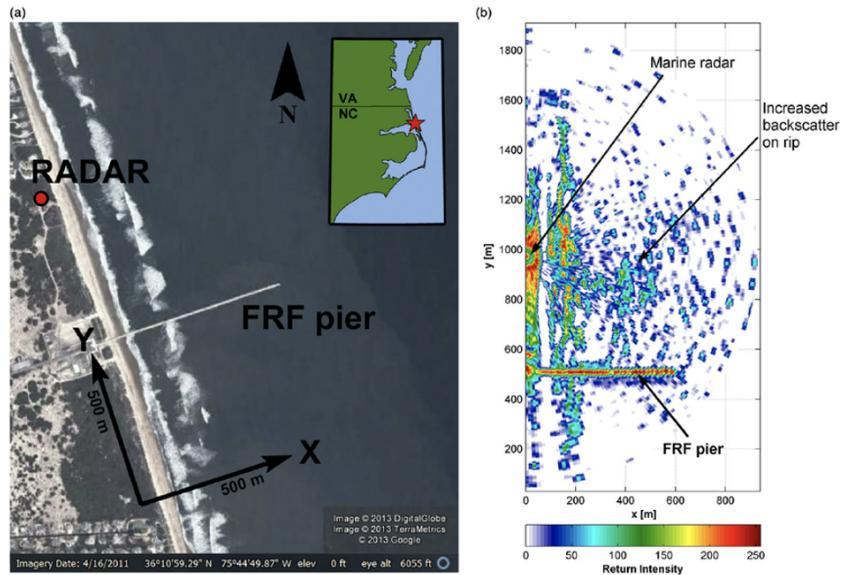


Рис. 3. Радар для детекции обратных течений.

данной задачи (непрерывный мониторинг с вышки) дроны можно рассматривать лишь как вспомогательное средство (например, для облёта опасной зоны по запросу), тогда как основной инструмент – это стационарная камера наблюдения.

Таким образом, традиционные и альтернативные методы могут дополнять систему безопасности, но каждый по отдельности имеет недостатки. Инструментальные методы дают точность, но сложны и дороги; прогнозы охватывают общее состояние, но не улавливают локальные и моментальные проявления; человеческий надзор непостоянен. На этом фоне анализ видеопотока с береговых камер выглядит сбалансированным подходом: он относительно недорог (камеры повсеместно доступны), работает постоянно и в режиме реального времени, а современные алгоритмы на основе искусственного интеллекта способны выделять тонкие визуальные паттерны, указывающие на обратные течения. Далее подробно рассматриваются методы видеоаналитики для детекции рипов.

3. МЕТОДЫ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ВИДЕО

Ранние работы и оптический поток. Одними из первых попыток количественно измерять течение по видео были исследования на рубеже 2000-х, выполненные в рамках программы «Argus» – системы автоматического видеомониторинга береговой зоны [16]. Камеры «Argus», установленные на вышках, каждые несколько часов фиксировали панорамные виды пляжа, на основе которых строились усреднённые по времени снимки побережья. По таким усредненным изображениям можно было выявлять постоянные разрывы в линиях прибоя (свидетельства существования стабильных рип-каналов) и изменяющуюся конфигурацию песчаных отмелей. Кроме того, на коротких видеосериях исследователи применяли алгоритмы оптического потока и вычисляли поле скоростей видимого движения воды. Так, уже в 2003 г. была продемонстрирована методика измерения продольных течений по видео, где смещение паттернов пены вычислялось для оценки вдольбереговой скорости течения [17]. Аналогичные принципы можно применять и для течений, направленных от берега (рис. 4).

Оптический поток – это векторное поле, которое показывает, куда и с какой скоростью смещаются части изображения между кадрами. В контексте прибоя оптический поток позволяет замерить движение воды и пены. Классические алгоритмы оптического потока, такие как

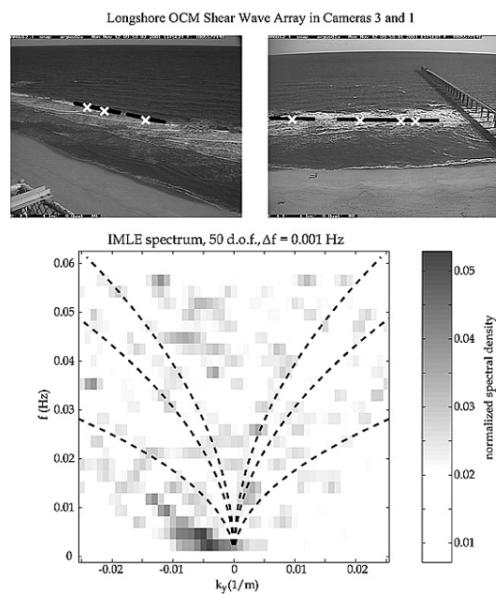


Рис. 4. Применение оптического потока для детекции обратных течений.

метод Лукаса–Канаде или Хорна–Шунка, применялись для анализа волн и течений. Однако напрямую вычисленный поток содержит много «шума»: весь экран заполнен движущимися волнами, которые перекрывают друг друга. Чтобы выделить обратное течение, нужны дополнительные шаги.

Некоторые подходы включали, например, усреднение или фильтрацию потока в пространственном частотном домене. В одной работе был предложен вейвлет-оптический метод для оценки поверхностных течений с берега. В нём локальные скорости вычислялись с использованием вейвлет-разложений, что давало более устойчивый результат [18].

Видеоданные обрабатывались также методами корреляционного сдвига: сравнивались последовательные кадры или полосы изображения, чтобы найти смещение текстур воды между ними. Такие методы способны определить среднюю скорость отлива воды через промежутки времени.

При наличии выраженного обратного течения оптический поток в области рипа будет показывать преобладающее движение в морском направлении, в то время как вокруг будет либо хаотичное прибойное волнение, либо движение к берегу (набегание волн). Поэтому один из возможных алгоритмов: вычислять поле скоростей и искать кластер векторов, направленных от берега наружу. Например, исследователи в Южной Корее зафиксировали внезапное появление сильного рипа и по видеозаписи оценили его скорость – анализ изображений дал величины течения порядка 2 м/с [9]. Современные реализации используют улучшенные алгоритмы потока и геопривязку. В работе Sun и Yang [11] предложена система на базе видео с дрона: сначала рассчитывается оптический поток всего прибрежного района, затем посредством проекции на сферическую поверхность (учёт кривизны траектории камеры) определяется направление движения в каждом участке кадра. Далее применяется алгоритм выделения областей, где движение наиболее направлено в сторону открытого моря. Эти области являются кандидатами в обратные течения. Авторы подтвердили эффективность такого подхода на видеоданных с нескольких пляжей, сравнив результаты с разметкой экспертов. Подобные методы особенно предпочтительны при видеосъёмке сверху (с дрона или высокой точки): тогда поток практически соответствует проекции реальных течений. Для наклонных ракурсов (камера на береговой вышке) оптический анализ тоже применим, но нужно учитывать искажение перспективы. Мо-

жет оказаться, что дальние объекты движутся медленнее в пикселях, движение по диагонали требует разложения на компоненты относительно береговой линии и т.п.

Отметим, что оптический поток сам по себе – это скорее инструмент визуализации, нежели окончательное решение. Он может подчеркнуть присутствие течения (например, стрелочными диаграммами или цветовой картой скоростей), что облегчает человеку обнаружение рипа. Но автоматическая система должна на основании этого поля принять бинарное решение (есть обратное течение или нет) и определить его локализацию. Простого порога скорости недостаточно, в прибое много ложных движений схожей скорости. Поэтому современные решения обычно комбинируют оптический поток с другими методами или используют более эффективные алгоритмы, такие как нейросетевые, обученные узнавать паттерны рипа.

Детекция с помощью машинного обучения (ML). С середины 2010-х исследователи стали внедрять методы машинного обучения для распознавания обратных течений на изображениях и видео. Пионерные работы использовали классические алгоритмы распознавания образов, но прорыв связан с появлением глубоких нейросетей в компьютерном зрении. В 2016 г. Pang и коллеги представили одну из первых моделей, способных автоматически идентифицировать рип на фотографиях [19]. В последующие годы вышло множество работ, в которых применялись свёрточные нейронные сети (CNN) для классификации и детекции рипов.

Одним из ключевых исследований стала работа [20]. Авторы сформировали датасет, включающий 1780 снимков с наличием (и отсутствием) рип-течений (часть изображений получена с берега, а часть – аэроснимки) и обучили глубокую модель Faster R-CNN для обнаружения обратных течений на кадрах (рис. 5).

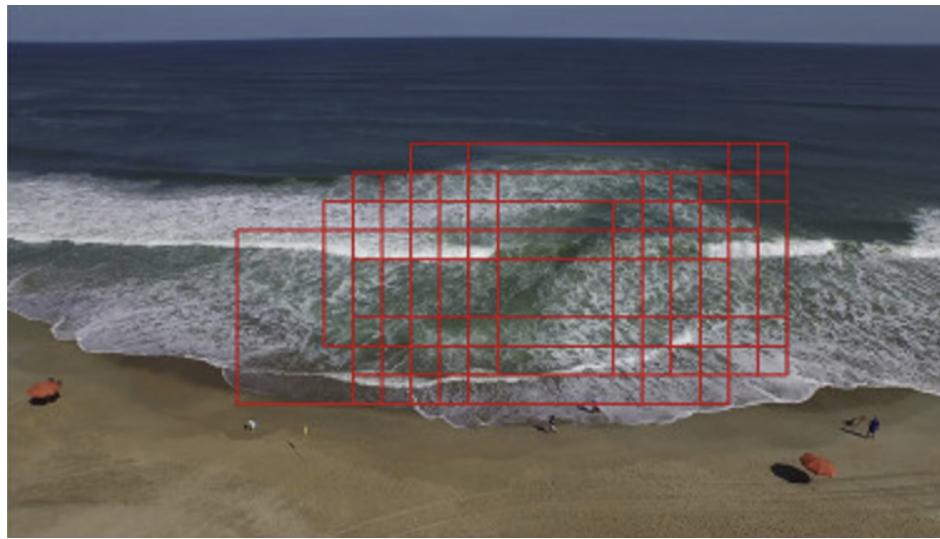


Рис. 5. Применение Faster R-CNN для детекции обратных течений.

Faster R-CNN – двухстадийная CNN, генерирующая предложения областей и затем классифицирующая их; изначально предназначена для обнаружения объектов вроде людей или автомобилей, но здесь была адаптирована для более размытых целей. Тем не менее, результат оказался успешным: модель научилась отмечать зоны рипа на изображении с высокой точностью. Авторами была предложена также техника *frame aggregation* – агрегации результатов по нескольким соседним кадрам видео. Смысл её в том, чтобы повысить надёжность. Если на одиночном кадре сеть может пропустить рип или ошибочно отметить рябь как рип, то последовательность из N кадров усредняет эти погрешности. Для стационарных камер такой подход увеличил долю правильно обнаруженных течений. Стоит подчеркнуть, что модель [20]

работала в офлайн-режиме на записанных данных; однако заложенные принципы применимы и для реального времени при достаточной вычислительной мощности.

Продолжая развивать данный подход, авторы [21] сконцентрировались на объединении глубокого обучения с анализом движения. Они предложили flow-based метод визуализации рипов (рис. 6): используя оптический поток, формировалось изображение, где обратное течение выделено (например, окрашено в отдельный цвет).

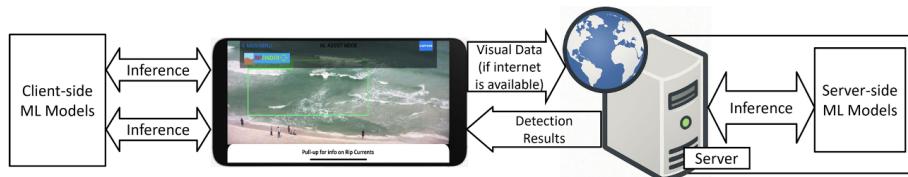


Рис. 6. Архитектура RipFinder.

Эта визуализация предназначена для помощи оператору. Фактически, алгоритм подчёркивал на видео область возможного рипа, делая её заметнее человеческому глазу. Такой подход тоже предполагает стационарную камеру и служит скорее инструментом поддержки, чем полностью автоматической сигнализацией. Тем не менее, он иллюстрирует стремление объединить традиционные признаки (движение воды) и ML-алгоритмы. Похожие идеи прослеживаются и в других работах: например, использование карт активаций нейросети (Grad-CAM) для подсветки зоны, повлиявшей на решение сети. Это повышает интерпретируемость: спасатель видит, почему алгоритм считает, что есть рип (например, из-за полосы пены, выделенной на тепловой карте).

С развитием области начали появляться специализированные датасеты и бенчмарки. В [18] представили набор видеороликов с рип-течениями и первых прототипов алгоритмов их сегментации. К 2021–2023 гг. накопилось несколько разрозненных баз данных, и наконец в 2025 г. авторы в работе [5] анонсировали большой открытый датасет RipVIS для сегментации рипов на видео.

RipVIS (рис. 7) содержит 184 видео (более 212 тысяч кадров) с разнообразных пляжей, из них в 150 видео размечены области обратных течений покадрово.

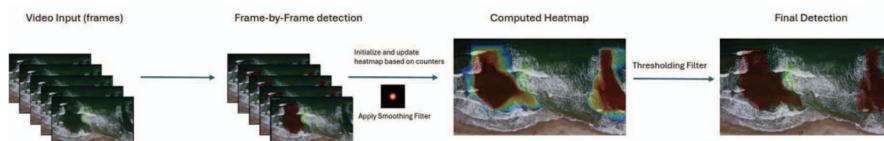


Рис. 7. Архитектура RipVIS.

Важно, что разметка выполнена в формате *instance segmentation* – то есть выделены все пиксели, принадлежащие обратному течению, в отличие от прямоугольников в задачах детекции. Создание такого набора потребовало значительных усилий, т. к. аннотирование рипов крайне трудоёмко: требуются эксперты в области береговой динамики, и даже для них очертить границы течения на каждом кадре является неочевидной задачей. Тем не менее, наличие крупного датасета позволило впервые всесторонне оценить современные алгоритмы сегментации в этой задаче. Авторы протестирували несколько нейросетевых моделей сегментации (Mask R-CNN, U-Net и др.) на RipVIS и показали, что их качество пока далеко от требуемого. Необходимы новые подходы, учитывающие временную связность кадров. Авторы предложили

метод *Temporal Confidence Aggregation* (TCA) – сглаживание сегментации по времени, чтобы устранить мерцания и пропуски. Это чем-то похоже на идею *frame aggregation* в работе [20], но применено к пиксельным маскам.

Современные нейросетевые решения можно разделить на две категории: детекторы, выдающие факт наличия рипа и его условное местоположение (обычно рамкой), и сегментаторы, выделяющие точную область течения. Первые проще в реализации и требуются, например, для сигнализации спасателю (рип обнаружен в секторе А). Вторые дают больше информации (например, протяжённость и форма течения), но сложнее и требуют больше вычислительных ресурсов. Большинство практических систем сегодня опирается на детекцию. Так, в Южной Корее разработана система на базе модели YOLOv8 (одностадийный детектор объектов), которую обучили распознавать две категории: *Rip Current* (четко выраженное течение) и *Rip Doubt* (подозрение на течение) [4]. Обучение велось на 58 тысячах изображений, полученных за 3 года с 4 пляжных камер на пляже Хэундэ. Модель показывает высокие показатели: точность 90.3%, полнота 91.7%, mAP около 95%. Важной частью алгоритма является временной порог: если детекция появляется лишь на 1–2 кадрах, система её игнорирует; если держится 8–11 секунд, то помечается как «предварительная»; если более 11 секунд, то подтверждается как реальный рип. Тем самым отсеиваются кратковременные ложные срабатывания, например от брызг или теней волн.

Отдельно стоит упомянуть использование Vision Transformer-архитектур. В области детекции утопающих уже применяли трансформеры (например, сочетание каскадной CNN YOLO с ViT для классификации ситуации). Для рип-течений в открытой литературе пока мало примеров использования трансформеров, однако они теоретически перспективны. Vision Transformer может улавливать глобальные паттерны изображения, например, общую структуру волн на всем кадре или отношения между удалёнными участками. Это важно, так как рип – это явление, заметное по контрасту между зоной течения и соседними зонами прибоя. Потенциально, трансформеры или гибридные CNN-ViT модели могли бы улучшить обнаружение, но их применение требует больших объёмов обучающих данных. Появление наборов вроде RipVIS и расширение сотрудничества (например, в Новой Зеландии проект с использованием интерпретируемого AI на разнообразных пляжах) открывает возможности для экспериментов с трансформерными архитектурами в ближайшем будущем.

Сегодня разработано множество алгоритмов, сочетающих признаки (пенный след, разрыв волн) с вычислительным подходом (оптический поток, нейросети). К сильным сторонам видео-подхода относится масштабируемость и оперативность: одна камера покрывает большую зону, а компьютерное зрение может одновременно отслеживать несколько участков и выдавать предупреждения мгновенно. К проблемам относится чувствительность к условиям: изменение освещения, отражённый солнечный блик, дождь, туман, большое количество людей в воде могут мешать алгоритму. Нейросети требуют репрезентативных данных для обучения; модель, натренированная на одном пляже, может ошибаться на другом из-за иной окраски воды или типа волн. Поэтому актуальные исследования направлены на улучшение обобщающей способности искусственного интеллекта (например, путем агрессивных аугментаций изображений, добавления шума, изменения перспективы, имитации тумана и дождя при обучении). Кроме того, ведётся работа над тем, чтобы системы не только выдавали обычный ответ, но и объясняли его. В частности, Grad-CAM подсветка областей рипа позволяет оператору понять, что именно заметила сеть. В целом, видеоаналитика признана перспективным путём от реактивного реагирования к превентивной безопасности на пляже, и ниже рассматриваются конкретные системы и предложенные решения, в том числе применимые для локального пляжа с фиксированной камерой.

4. КОММЕРЧЕСКИЕ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ: ПРИМЕРЫ И СРАВНЕНИЕ

Разработка систем обнаружения обратных течений ведётся как научными коллективами, так и коммерческими стартапами по всему миру. Рассмотрим несколько известных реализаций.

SightBit – это коммерческая система мониторинга пляжей на основе ИИ, разработанная в Израиле. Устанавливается несколько видеокамер вдоль пляжа, изображение обрабатывается в реальном времени на месте (используются GPU-модули NVIDIA Jetson). Основные функции – обнаружение утопающих, фиксирование опасного поведения (например, дети без присмотра, люди, заплывающие за буйки) и выявление опасных зон. Для обратных течений *SightBit* применяет комбинацию алгоритмов: свёрточные нейросети выявляют объекты (людей, возможно, текстурные элементы воды), а специальный модуль оценивает оптический поток воды для детекции нестандартных движений. Согласно опыту применения, система способна выделять области с выходящими в море потоками и предупреждать спасателей, чтобы они держали людей подальше от этих зон. *SightBit* проходила пилотные испытания на нескольких пляжах в Израиле (например, Palmachim) и заинтересовала власти других стран. В частности, сообщалось об установке подобных AI-систем на пляжах ОАЭ и сотрудничестве с заповедниками. Преимущество *SightBit* – комплексность: она отслеживает не только рипы, но и множество факторов (волну, людей, погодные условия) и предоставляет единую панель мониторинга для спасателя. Недостатком является то, что, будучи коммерческой, система закрыта, и детали алгоритмов известны лишь со слов разработчиков. Тем не менее, сам факт её внедрения подтверждает жизнеспособность подхода: камеры на вышке и AI в реальном времени действительно могут работать в полевых условиях.

Проект Корейского гидрографического агентства «*KHOA Rip Current Monitoring*» (уже упомянутый ранее) уникален тем, что создан в правительственном учреждении и сразу нацелен на операционное использование на популярных пляжах (например, Хэундэ в Пусане, известный частыми рипами) [4]. За несколько лет была развернута система из сетевых камер, данные с которых поступают в центр мониторинга. Алгоритм основан на YOLOv8 как современной модели детекции объектов. Модель обучена различать три состояния: отсутствие рипа, неуверенное подозрение (*RipDoubt*) и явный рип (*RipCurrent*). Важная особенность её в том, что используется локальная специфика, то есть обучающие данные собирались именно с этих камер и этого пляжа (с разметкой экспертов, где и когда были рипы). Как следствие, система очень точно распознаёт именно те типы течений, которые свойственны данной местности. Высокое качество (точность и полнота $> 90\%$) было подтверждено на отложенных тестовых данных. Система реализует многоуровневое оповещение (как уже упоминалось, требует устойчивого обнаружения в течение нескольких секунд, прежде чем сигнализировать). Выводом для персонала является мигающее предупреждение на экране с отметкой времени и отмеченной зоной на видео. Судя по опубликованному отчету, технология прошла стадию тестирования и готова к расширенному внедрению, с перспективой установки на других пляжах Кореи. Данный проект демонстрирует, что государственные службы начинают доверять AI для таких критичных задач, как безопасность на пляже, при наличии достаточных локальных данных и отлаженной инфраструктуры CCTV.

Академические группы различных стран, в том числе США, часто при поддержке спасательных организаций, ведут исследования, направленные на создание автоматизированных помощников спасателя. Например, группа при NOAA (США) участвовала в работе [20] и последующих. После успешного применения Faster R-CNN они продолжают улучшать методы. Недавняя работа *RipFinder* [19] представляет мобильное приложение, которое с помощью нейросетей может распознать рип по видео с камеры смартфона. Идея в том, что любой отдыхающий, наведя телефон на море, получил бы подсказку, есть ли прямо сейчас перед ним обратное течение. Для этого разработана клиент-серверная архитектура. На телефоне работает облег-

чённая модель, а при наличии интернета кадры дополнительно проверяются на сервере более мощной моделью. Такой подход преодолевает ограничение вычислительных ресурсов мобильных устройств. Проект интересен тем, что использует сразу несколько источников данных: в обучении сочетаются спутниковые снимки рипов (из Google Earth) и видео с дронов, а также специально снятые материалы на пляжах. Собран новый датасет из 7500 изображений временных рипов. Приложение ещё экспериментальное, но результаты многообещающие. Авторы заявляют высокую точность классификации кадров при тестировании на видеороликах разных пляжей. Хотя мобильное приложение не совсем то же, что стационарная система, технологии во многом пересекаются.

Обобщая, можно сказать, что автоматическое обнаружение обратных течений уже перестало быть футуристической идеей. Существует несколько работающих систем на пляжах (Израиль, Корея), приложения в стадии пилотного проекта (RipFinder), а также масштабные исследования (например, набор данных RipVIS для привлечения внимания сообщества компьютерного зрения к проблеме). Все это подтверждает актуальность темы. Каждый подход имеет свои особенности: одни ориентированы на локальную адаптацию (KHOA, ориентированная на один пляж), другие – на универсальность (NIWA Новой Зеландии, собирающая разнородные данные для обобщающей модели). В следующем разделе, основываясь на этом опыте, формулируется предлагаемый подход для системы непрерывного мониторинга локального пляжа с одной видеокамерой на спасательной вышке.

5. СБОР И АННОТАЦИЯ ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ МОДЕЛЕЙ ПО ДЕТЕКЦИИ ОБРАТНЫХ ТЕЧЕНИЙ

Эффективность нейросетевых моделей напрямую зависит от качества и объёма обучающих данных. В рамках настоящего исследования был сформирован специализированный набор данных, отражающий особенности конкретного пляжа и условий видеонаблюдения.

Видеоматериал был получен с фиксированной камеры, установленной на спасательной вышке и направленной на прибрежную зону. Такой ракурс обеспечивает стабильное наблюдение за зоной прибоя и акваторией, где наиболее вероятно формирование обратных течений. Выбор именно этого источника данных продиктован практическими условиями будущего внедрения: система должна работать в режиме реального времени, используя ту же камеру, что и в эксплуатации.

Для дальнейшего обучения и тестирования моделей было выделено и подготовлено 10 000 изображений из записанных видеопотоков. Кадры отбирались таким образом, чтобы охватить разнообразные условия: различное время суток (утро, день, вечер), разные погодные ситуации (ясно, облачность, легкая рябь, волнение), присутствие и отсутствие купающихся или посторонних объектов (люди, серферы, лодки). Это позволило максимально расширить вариативность датасета и повысить устойчивость будущей модели к внешним факторам. Аннотация данных выполнялась вручную экспертами. Для каждого изображения область потенциально обратного течения выделялась в виде многоугольной маски. При разметке учитывались визуальные признаки рипа: разрыв в линии прибоя, характерные вытянутые полосы пены или мутной воды, направление движения струй от берега в море.

На иллюстрациях ниже приведены примеры аннотированных кадров (рис. 8). Область рипа выделена жёлтым контуром, что позволяет однозначно локализовать зону интереса для обучения моделей сегментации или детекции.

Разметка сохранена в формате JSON и в параллельном YOLO-совместимом формате. Это обеспечивает гибкость: датасет может быть использован как для обучения моделей детекции (YOLO), так и для задач сегментации (Mask R-CNN, U-Net и их модификации).

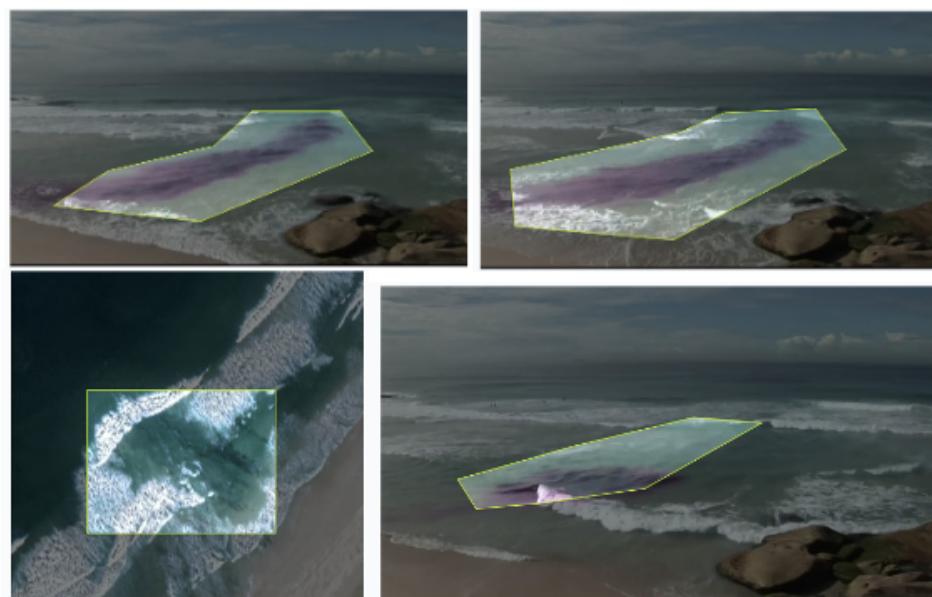


Рис. 8. Примеры разметки.

Для повышения согласованности аннотаций был применён двойной контроль: каждая маска проверялась двумя разметчиками, а в спорных случаях решение принималось совместно. Такой подход снизил субъективность и повысил достоверность итоговых меток. В результате получен репрезентативный и достаточно крупный набор данных (10 000 размеченных изображений), который составляет основу обучения и тестирования моделей по автоматической детекции обратных течений на видеопотоке с камеры, установленной на спасательной вышке.

6. РАЗРАБОТКА ПОДХОДА ДЛЯ СИСТЕМЫ ДЕТЕКЦИИ ОБРАТНЫХ ТЕЧЕНИЙ

Основываясь на изученных методах и решениях, предлагается проект системы автоматического обнаружения обратных течений, адаптированный под условия конкретного пляжа и доступные технические средства. Предполагается, что на спасательной вышке установлена стационарная видеокамера, постоянно обращённая на зону купания и прилегающую береговую акваторию. Система должна работать в режиме реального времени, автономно анализировать видеопоток и оповещать спасателей при выявлении признаков обратного течения. Ниже описаны основные компоненты и алгоритмы предлагаемого решения.

1. *Аппаратная часть (камера и инфраструктура)*. Выбирается камера с достаточным разрешением (не менее Full HD) и частотой кадров 15–25 fps для уверенного захвата динамики волн. Камера жёстко закреплена на вышке на высоте 5–10 м над уровнем земли, что обеспечивает высокий ракурс. Важно видеть всю линию прибоя целиком и участок воды за ней. Желательно ориентировать камеру перпендикулярно береговой линии, чтобы обратные течения просматривались примерно по центру кадра, уходя от нижнего края к верхнему. Камера подключена к локальному вычислительному узлу (мини-серверу) через проводной канал или Wi-Fi. Вычислительный узел оснащён GPU для ускорения нейросетевых алгоритмов, например, NVIDIA Jetson Xavier, как в решении SightBit, или компактным сервером с видеокартой. Локальная обработка предпочтительнее облачной, поскольку требуется минимальная задержка и независимость от интернета. Однако канал связи с береговым постом (ноутбук спасателя или диспетчерский пункт) должен быть, чтобы передавать сигналы тревоги и видеофрагменты при срабатываниях.

2. *Предобработка видеосигнала.* Программно выделяется акватория как область интереса на изображении. Верхняя часть кадра (небо) и крайние боковые области, где виден пляж или строения, исключаются из анализа, чтобы снизить количество ложных объектов и движений (например, двигающиеся люди на пляже не должны трактоваться алгоритмом как часть динамики воды). Можно задать маску интересующей зоны вручную, либо применить модель сегментации, которая в реальном времени отделяет поверхность воды от остального (существуют нейронные сети для сегментации морской поверхности на изображениях, их можно обучить на небольшом наборе кадров данного пляжа). Кроме того, если камера обладает функцией стабилизации или возможно программно компенсировать дрожание (особенно актуально при сильном ветре на вышке), это стоит сделать, так как даже микроподвижки камеры могут создавать ложный оптический поток.

3. *Алгоритм обнаружения обратного течения.* Предлагается реализовать алгоритм как комбинацию нейросетевого детектора и анализа движения, объединив сильные стороны обоих подходов.

3.1. *Нейросетевой детектор (CNN).* Используем одностадийную модель детекции объектов семейства YOLO (v11). Эти модели оптимальны для реального времени и уже показали эффективность в смежных задачах (мониторинг акватории, обнаружение утопающих), а также конкретно для рипов (пример КНОА с YOLOv8). Настраиваем детектор на 2 класса: «*Rip current*» (обратное течение) и «*No rip*» (отсутствие течения, которое можно трактовать как фоновый класс). По каждому входному кадру модель должна либо ничего не обнаружить (если нет рипа), либо выдать ограничивающую рамку (или несколько) вокруг области предполагаемого рип-течения с указанием класса и уверенности. В процессе разработки возможно введение второго положительного класса, аналогично корейскому примеру «*RipDoubt*» (сомнительное течение), чтобы отмечать ситуации, где есть некоторые признаки, но не полностью уверены. Для «*RipDoubt*» можно настроить другие пороги срабатывания тревоги (например, показывать оператору как предупреждение, но не включать сирену).

Обученная модель разворачивается на локальном сервере и обрабатывает входящее видео покадрово. Однако напрямую использовать каждый кадр для тревог нецелесообразно – слишком высокая частота приведёт к «дёрганию» сигналов. Поэтому необходимо ввести буфер и фильтрацию во времени: например, оценивать кадры с интервалом 1 секунда, и фиксировать появление рипа, только если на протяжении, скажем, 10 секунд подряд детектор стабильно выдаёт рамку класса *Rip current* на примерно одном и том же месте кадра. Этот принцип аналогичен правилу 8–11 секунд в корейской системе и призван отсечь краткие ложные обнаружения. Точное значение порога определяется экспериментально и представляет собой баланс между скоростью оповещения и надёжностью. Если детекция пропала на 1–2 кадра и вновь появилась, это не сбрасывает счётчик сразу, можно допустить кратковременные пропуски (например, закрытие вида большой волной).

3.2. *Анализ оптического потока (подмодуль).* Параллельно с CNN-детектором работает модуль оптического потока, оценивающий движение воды в кадре. Реализовать его можно алгоритмом Лукаса–Канаде на пирамidalных изображениях или современными DL-методами оптического потока (PWC-Net, RAFT и др.), которые более точные, но могут быть медленнее. Поскольку используется GPU, то можно реализовать DL-решение, но для начала достаточно проверенных классических алгоритмов, оптимизированных в OpenCV.

Важно оптимизировать именно область расчёта. Необходимо сосредоточиться на зоне потенциального рипа. Поэтому интеграция может быть двусторонней: использовать оптический поток *до* детектора, чтобы подсказать ему кандидатов, или использовать поток *после* детекции, чтобы верифицировать её. Предлагается использовать более простой вариант с верификацией детекции по движению. Каждая рамка «*Rip current*», предлагаемая CNN, сопровождается

ся расчётом среднего оптического потока внутри неё и вычисляется средний вектор скорости всех точек (или характерных точек) в границах рамки за последний интервал. Если оптический поток внутри рамки хаотичен или направлен к берегу, возможно, сработала ложная тревога. Тогда можно понизить уверенность или отбросить такую детекцию. Предлагаемый комбинированный критерий CNN+Flow должен снизить число ошибок.

Если качество детекции с одним CNN окажется достаточным (а практика КНОА показала, что глубокая модель может и сама научиться учитывать косвенные признаки вроде пенного шлейфа), то оптический модуль можно упростить или отключить, чтобы сэкономить ресурсы. Однако на этапе разработки желательно его включить для экспериментов, что повысит надёжность при неожиданных ситуациях.

4. Оповещение и интерфейс. Когда критерии обнаружения выполнены, система генерирует тревожное событие. На рабочем месте спасателя это событие должно привлечь внимание в виде звукового сигнала, всплывающего сообщения на экране, мигающей подсветки участка видео. Спасательный пост будет оборудован монитором, где в реальном времени отображается видеопоток с камеры и поверх него. В момент тревоги соответствующая рамка (область рипа) выделяется ярким цветом, рядом – текстовое обозначение «обратное течение» и таймер, показывающий, сколько времени уже фиксируется течение. Одновременно информация может дублироваться на мобильные устройства спасателей (SMS или уведомление в приложении, если такое предусмотрено). Главная цель – минимизировать задержку между фактическим возникновением рипа и тем, как об этом узнает персонал. Предлагаемый подход ориентируется на секунды: типичный рип развивается в течение минут, поэтому даже 10–20 секунд обнаружения дадут выигрыш, позволяя, например, предотвратить заплыв людей в опасный район.

5. Учёт специфики пляэса. Каждый пляж уникален по своей гидродинамике. Предположим, что на некотором локальном пляже есть подводные песчаные косы, образующие стабильные каналы, где чаще всего возникают рипы. Тогда необходимо настроить систему на эти объекты. Например, определить по статистике или экспертице 2–3 характерных положения рип-течений вдоль пляжа (вблизи волнореза, напротив определённого ориентира и т.д.). В программном обеспечении можно заложить регионы интереса, сделать разбиение по ширине кадра на сектора, соответствующие этим зонам. Тогда, помимо общей детекции, система будет вести отдельный счётчик активности по секторам.

Что касается погодных факторов, то систему можно интегрировать с локальной метеостанцией или онлайн-сервисом, чтобы получать данные о волне и приливе. Это необходимо не для самого обнаружения, а для контекстуальной информации. Например, зная, что в текущий момент большие прибойные волны и отлив, алгоритм может быть настроен более чувствительно (вероятность рипа высока), а в день штиля – наоборот, практически игнорировать слабые подозрения (ложные тревоги более вероятны).

7. ВЫВОДЫ

Таким образом, проведённый обзор показал, что для задач непрерывного мониторинга прибрежной зоны наибольший практический эффект обеспечивает использование стационарных видеокамер в сочетании с методами искусственного интеллекта. На основании результатов исследования установлено, что интеграция нейросетевой детекции (семейства YOLO, Faster R-CNN) с верификацией по оптическому потоку позволяет существенно снизить долю ложных срабатываний и повысить устойчивость системы к изменчивым условиям съёмки. Полученные научные результаты подтверждают критическую важность локально собранных и тщательно размеченных датасетов. Разнообразие погодных сценариев, освещённости и антропогенных факторов напрямую влияет на переносимость моделей между пляжами.

Вместе с тем выявлены ограничения, обусловленные бликами, дождём, туманом и ночными условиями. Их влияние минимизируется за счёт маскирования зон интереса, временной агрегации прогноза и включения человека-оператора в контур принятия решений. Практическая ценность предлагаемого подхода заключается в предложенной архитектуре, объединяющей камеры наблюдения, GPU-узел и интерфейс спасателя, а также регламенте реагирования, обеспечивающих внедрение в реальные посты наблюдения. В перспективе представляется целесообразным развивать методы видеосегментации с временной стабилизацией, применять доменную адаптацию для новых локаций и учитывать прогностические океанографические факторы при динамической настройке порогов. Совокупность этих мер формирует основу проактивной системы обеспечения безопасности на пляже.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Rampal N., Shand T., Wooler A., Rautenbach C. *Interpretable Deep Learning Applied to Rip Current Detection and Localization*. *Remote Sensing*, 2022, 14(23): 6048.
2. Martin S. *Sand Safety: Startup's Lifeguard AI Hits the Beach to Save Lives*. NVIDIA Blog, July 2, 2020.
3. Bowen A.J. *Rip currents: 1. Theoretical investigations*. *Journal of Geophysical Research*, 1969, 74(23): 5467–5478. DOI: 10.1029/JC074i023p05467.
4. Jin S.Y., Lee S., Back G., Chang E. *AI-based automatic detection technology for rip currents*. *Hydro International*, 2023 (online article).
5. Dumitriu M., Khan F., Bourchais L. et al. *RipVIS: Rip Currents Video Instance Segmentation Benchmark for Beach Monitoring and Safety*. In: Proc. CVPR 2025, pp. 3427–3437.
6. Haller M.C., Honegger D., Catalán P.A. *Rip current observations via marine radar*. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 2014, 140(2): 115–124.
7. Yoon S.B., Park W., Choi J. *Observation of rip current velocity at an accidental event by using video image analysis*. *Journal of Coastal Research*, 2014, 72(sp1): 16–21.
8. Leichman A.K. *Israel pilots AI lifeguard tech for safer beaches*. Israel21c, June 21, 2020.
9. Sun A., Yang K. *Rip current detection in near-shore areas through UAV video analysis with almost local-isometric embedding techniques on sphere* (preprint). arXiv, 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2304.11783v2>.
10. Kumar N., Voulgaris G., Warner J.C. *Implementation and modification of a three-dimensional radiation stress formulation for surf zone and rip-current applications*. *Coastal Engineering*, 2011, 58(12): 1097–1117.
11. Ellenson A.N., Simmons J.A., Wilson G.W., Hesser T.J., Splinter K.D. *Beach state recognition using Argus imagery and convolutional neural networks*. *Remote Sensing*, 2020, 12: 3953.
12. Pujianiki N.N., Antara I.N.G., Temaja I.G.R.M., Partama I.G.D.Y., Osawa T. *Application of UAV in rip current investigations*. *International Journal on Advanced Science Engineering Information Technology*, 2020, 10(6): 2337–2343.
13. Oerlemans S.C.M., Nijland W., Ellenson A.N., Price T.D. *Image-Based Classification of Double-Barred Beach States Using a Convolutional Neural Network and Transfer Learning*. *Remote Sensing*, 2022, 14(19): Art. 4686. DOI: 10.3390/rs14194686.
14. Chickadel C., Holman R.A., Freilich M.H. *An optical technique for the measurement of longshore currents*. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2003, 108(C11).
15. Derian P., Almar R. *Wavelet-based optical flow estimation of instant surface currents from shore-based and UAV videos*. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(10): 5790–5797.
16. Khan F., De Silva A., Palinkas A., Dusek G., Davis J., Pang A. *RipFinder: real-time rip current detection on mobile devices*. *Frontiers in Marine Science*, 2025, 12: 1549513.

17. De Silva A., Mori I., Dusek G., Davis J., Pang A. *Automated rip current detection with region-based convolutional neural networks*. Coastal Engineering, 2021, 166: Art. 103859.
18. McGill S.P., Ellis J.T. *Rip current and channel detection using surfcams and optical flow*. Shore & Beach, 2022, 90(1): 50–58. DOI: 10.34237/1009015.
19. Philip S., Pang A. *Detecting and Visualizing Rip Current Using Optical Flow*. EuroVis Conference on Visualization, 2016.
20. De Silva A., Mori I., Dusek G., Davis J., Pang A. *Automated rip current detection with region-based convolutional neural networks*. Coastal Engineering, 2021, 166: Art. 103859.
21. McGill S.P., Ellis J.T. *Rip current and channel detection using surfcams and optical flow*. Shore & Beach, 2022, 90(1): 50–58. DOI: 10.34237/1009015.

Detection of Rip Currents Based on Continuous Video Monitoring: A Review of Methods and Solutions

Т. Y. Gladkikh, A. V. Grafenkov, K. D. Rusakov, D. E. Seliverstov

Rip currents are one of the main causes of accidents on beaches. This paper reviews approaches to their detection, including visual observations, hydrodynamic sensors, radar systems, unmanned aerial vehicles (UAVs), and shoreline video monitoring. Particular attention is given to the application of artificial intelligence and neural network technologies in computer vision. The study considers optical flow methods, deep neural network-based detectors (YOLO, Faster R-CNN), modern segmentation algorithms, and interpretable solutions. Advantages and limitations, data requirements, and prospects for implementing intelligent monitoring systems to enhance beach safety are discussed.

KEYWORDS: rip currents, video monitoring, computer vision, artificial intelligence, neural network technologies, optical flow, deep learning, YOLO, Faster R-CNN, image segmentation, water safety.