

## Методы восстановления интенсивности тропических циклонов по данным ДЗЗ: современное состояние и перспективы

А. Н. Якушева<sup>1</sup>, Д. М. Ермаков<sup>1,2</sup>, Е. А. Шарков<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Институт космических исследований РАН, Москва, 117997, Россия  
E-mails: annayakusheva99@mail.ru, pldime@gmail.com, e.sharkov@mail.ru

<sup>2</sup> Фрязинский филиал Института радиотехники и электроники им. В. А. Котельникова РАН, Фрязино, Московская обл., 141190, Россия

Проведён анализ наиболее известных современных методов дистанционной диагностики интенсивности тропических циклонов (ТЦ) и их исторических предшественников по спутниковым данным. Рассмотрена эволюция алгоритмов от классического субъективного метода Дворака (1975) до современных автоматизированных систем консенсуса SATCON (англ. Satellite Consensus) и методов машинного обучения. Описаны четыре классических подхода: метод Дворака и его объективная модификация, улучшенный метод Дворака, консенсус-алгоритм SATCON, интегрирующий данные инфракрасных и микроволновых спутниковых наблюдений, а также новейшие методики на основе искусственных нейронных сетей. Материал систематизирован по каждому методу на основе разбора принципов работы, используемых спутниковых данных, характеристик качества и имеющихся ограничений. Показано, что современные нейросетевые подходы демонстрируют наилучшую точность восстановления интенсивности ТЦ со среднеквадратичной ошибкой 8–11 узлов при возможности эффективной обработки беспрецедентно больших массивов информации, они особенно эффективны на ранних стадиях развития ТЦ в отличие от традиционных методов, которые лучше работают с наиболее интенсивными ТЦ.

**Ключевые слова:** интенсивность тропических циклонов, дистанционные методы, метод Дворака, искусственный интеллект, сравнительный анализ

Одобрена к печати: 25.11.2025  
DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-6-25-39

### Введение

Тропические циклоны (ТЦ) играют важную роль в гидрологическом цикле Земли, влияя на перенос тепла и влаги в атмосфере (Бондур, Крапивин, 2014; Шарков, 2010). Тропические циклоны считаются одними из самых разрушительных природных явлений, представляющих существенную угрозу для жизни и имущества людей (Шарков, 2005; Emanuel, 2005; Pielke, Pielke, 1997). Поэтому актуальной задачей дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) представляется мониторинг и диагностика параметров ТЦ.

Предложено множество подходов к диагностике параметров ТЦ по дистанционным данным (Шарков, 2010; Emanuel, 2003). Часто ставят задачу определения интенсивности ТЦ. Под интенсивностью ТЦ понимают максимальную скорость устойчивого горизонтального ветра, который развивается на границе глаза (в стене) ТЦ на некотором расстоянии от его центра, называемом радиусом максимального ветра (Пальмен, Ньютон, 1973). Традиционным подходом к определению интенсивности ТЦ считается экспертная оценка по методу Дворака, в котором скорость ветра определяют на основе размера, формы и завихренности ТЦ (Dvorak, 1975).

Важно отметить, что метод Дворака, используемый в качестве эталона в национальных ураганных центрах (НУЦ) по ТЦ, не является прямым измерением скорости ветра (Knaff et al., 2010). Этот метод представляет собой эмпирическую связь между визуальными характеристиками облачной структуры ТЦ на спутниковых изображениях и предполагаемой интенсивностью ветра у поверхности. Таким образом, оценки интенсивности по Двораку являются косвенными и содержат определённую степень неопределенности, которая может достигать 10–15 узлов даже при экспертом анализе.

Спутниковые измерения приводного ветра в экстремальных условиях в ТЦ проводят с высокой точностью с помощью скаттерометров, радиометров и других активных и пассивных микроволновых систем (Reul et al., 2017). Прямые самолётные измерения, выполняемые с помощью зондов и бортовых радиометров, также обеспечивают непосредственную оценку скорости ветра. Наиболее точными на сегодняшний день считаются измерения с помощью самолётного радиометра со ступенчатым изменением частоты SFMR (англ. Stepped Frequency Microwave Radiometer), который способен оценивать скорость приводного ветра даже в условиях интенсивных осадков с погрешностью порядка 5 узлов (Klotz, Uhlhorn, 2014).

Использование этих прямых спутниковых и самолётных измерений ветра может приводить к оценкам интенсивности, систематически отличающимся от оценок по методу Дворака. Такие расхождения обусловлены как различиями в физических принципах измерений, так и пространственно-временной изменчивостью структуры ТЦ. Это ставит вопрос о том, какие именно оценки следует считать эталонными при валидации новых методов восстановления интенсивности ТЦ, в том числе основанных на машинном обучении.

Из-за многочисленных вариаций форм и размеров ТЦ, недостаточной точности существующих методов автоматического определения скорости ветра в экстремальных погодных условиях стандартная процедура оценки интенсивности ТЦ методом Дворака до сих пор остаётся в существенной степени субъективной.

Для измерения параметров ТЦ используются наземные станции, суда и самолёты, но, так как траектории ТЦ часто имеют протяжённость в тысячи километров на значительной удалённости от берега, такие измерения на постоянной основе трудноосуществимы. Спутниковые данные представляют собой основной источник регулярной информации о ТЦ. В силу этого одним из наиболее надёжных средств определения интенсивности ТЦ в течение всего его жизненного цикла представляется ДЗЗ их космоса. Значительную роль в дистанционной диагностике ТЦ отводят оптическим изображениям в видимом и инфракрасном (ИК) диапазонах спектра с геостационарных спутников (Якушева, Ермаков, 2024), применяются также радиофизические средства наблюдений.

В работе дан краткий обзор основных исследований, направленных на развитие методов автоматического определения интенсивности ТЦ по данным ДЗЗ; охарактеризованы наборы данных, на которых были выполнены эти исследования; указана обеспечиваемая развитыми методами точность, заявленная в соответствующих публикациях и, где это возможно, проверенные авторами данной работы. Обсуждены дальнейшие перспективы и возможности совершенствования методов дистанционной диагностики интенсивности ТЦ по спутниковым данным.

## Эволюция методик анализа тропических циклонов по спутниковым данным

Оценка интенсивности ТЦ — важная задача для прогнозирования их опасности и минимизации ущерба. Однако прямое измерение параметров в удалённых океанических бассейнах всегда было сложной задачей. На смену ограниченным данным с самолётов-разведчиков и береговых наблюдений пришли спутниковые методы, ставшие основным инструментом мониторинга ТЦ. За последние десятилетия эти методы претерпели значительную эволюцию: от ранних, во многом субъективных оценок к сложным, полностью автоматизированным алгоритмам и системам консенсуса, обеспечивающим более объективные и надёжные оценки интенсивности ТЦ. Представленная на рис. 1 хронология иллюстрирует ключевые этапы этого развития.



Рис. 1. Эволюция методов восстановления интенсивности ТЦ

Первым методом оценки интенсивности ТЦ был метод Дворака (МД, англ. Dvorak Technique), предложенный и разработанный в 1970-х – 1980-х гг. (Dvorak, 1972, 1975, 1984). В 1995 г. был представлен новый метод — объективный метод Дворака (ОМД, англ. Objective Dvorak Technique). С 2004 г. и по настоящее время доминирующей методикой стал улучшенный метод Дворака (УМД, англ. Advanced Dvorak Technique), представляющий собой автоматизированную и более точную версию изначального метода. Новейшим этапом, начиная с 2020 г., можно считать использование консенсусного метода SATCON (англ. Satellite Consensus), который интегрирует данные УМД с другими спутниковыми алгоритмами для получения ещё более надёжной и объективной оценки интенсивности ТЦ. Эта хронология наглядно показывает путь от ранних цифровых методов к современным, автоматизированным системам спутникового консенсуса.

### Метод Дворака

Метод Дворака был разработан для оценки интенсивности ТЦ по спутниковым снимкам В.Ф. Двораком (англ. V.F. Dvorak) из Национального управления океанических и атмосферных исследований NOAA (англ. National Oceanic and Atmospheric Administration) в 1970-х – 1980-х гг. Этот метод основан на субъективном анализе структуры облаков в окрестности центра ТЦ для присвоения номера (Т-номер), который может быть преобразован в соответствующую интенсивность (Dvorak, 1975), и использует спутниковые снимки в видимом и инфракрасном диапазонах спектра.

Метод Дворака присваивает изображению ТЦ номер по шкале от T1.0 (самый слабый) до T8.0 (самый сильный). С этой целью проводится анализ различных характеристик, включая наличие или отсутствие глаза, температуру верхней границы облаков, структуру внешних облачных полос. Важно подчеркнуть, что МД основан на субъективной интерпретации и разные эксперты могут принимать разные решения относительно интенсивности ТЦ.

### Объективный метод Дворака

Первоначальная цель разработки ОМД заключалась в создании автоматизированного алгоритма, чтобы избавиться от субъективности оценок интенсивности ТЦ в классическом методе Дворака (Velden et al., 1998). Также рассматривалась задача повышения точности МД. Объективный метод Дворака неприменим к начальным формам ТЦ, таким как тропические депрессии или тропические штормы. Кроме того, ОМД требует, чтобы специалист вручную выбирал положение центра вихря перед выполнением алгоритма. После этого осуществляется анализ пространственного распределения температуры в центре ТЦ и на периферии по ИК-снимкам (Olander, Velden, 2007) и по справочной таблице (Dvorak, 1972) оценивается интенсивность ТЦ (Т-номер). Предварительные оценки Т-номеров усредняются по времени на двенадцатичасовых интервалах.

### Улучшенный метод Дворака

Улучшенный метод Дворака разработан в Университете Висконсин – Мэдисон (англ. University of Wisconsin – Madison) для объективного определения интенсивности ТЦ (Olander, Velden, 2015). Этот метод создан на основе субъективного метода Дворака (Dvorak, 1972, 1975, 1984), в котором использовались различные схемы и правила идентификации закономерностей для определения интенсивности ТЦ. Сначала алгоритм разрабатывался только для ИК-изображений с геостационарных спутников, но в одной из последних версий была добавлена возможность использования пассивных микроволновых наблюдений.

Для каждого ТЦ определяется его местоположение и находится ли он над сушей или нет. Следующим шагом алгоритм устанавливает тип сцены. Всего основных типов сцен в этом

алгоритме два, каждый подразделяется на подсцены. Оценка сцены состоит в определении измеряемых характеристик ТЦ на основе спутниковых изображений как для ТЦ с глазом (на расстоянии 0–24 км от центра), так и для облачной структуры (24–136 км от центрального положения). Для каждой сцены существуют собственные правила установления дополнительных параметров, таких как степень завихренности, диапазоны температуры облачности.

В научной литературе традиционно используются шесть основных типов облачных шаблонов метода Дворака (Dvorak, 1984). В руководстве McIDAS v8.2.1 (Olander, Velden, 2015) для УМД авторы ввели альтернативную систему наименований, разбив сцены на две группы:

- Eye Region Scene Types — сцены, в которых алгоритм распознаёт глаз.
- Cloud Region Scene Types — сцены без глаза с разными типами распределения глубокой конвекции.

Всего в данном руководстве описываются три подсцены с глазом. Первая — «Глаз» (EYE), где граница глаза различима, но может быть неровной или частично закрытой. Вторая подсцена называется «булавочное отверстие» (PINHOLE), очень маленький ( $\leq 20$  км), но чётко визуализирующийся глаз ТЦ. Третья — «Крупный глаз» (LARGE), чётко оформленное, относительно большое центральное прояснение, где радиус глаза  $\geq 38$  км (Olander, Velden, 2015).

Подсцен без явно выраженного глаза описано в данном руководстве пять. «Однородная плотная центральная облачная масса» (UNIFORM CDO) — плотная центральная облачная масса с равномерным распределением облаков и температуры. «Скрытый центр» (EMBEDDED CENTER) — дуга конвекции внутри более высокой плотной центральной облачной массы (ПЦОМ), маскирующей центр ТЦ. «Нерегулярный ПЦОМ» (IRREGULAR CDO) — плотная центральная масса, но со значительными сдвигами и неровностями конвективных облаков, форма ПЦОМ асимметрична. «Изогнутая полоса» (CURVED BAND) — концентрические или дугообразные полосы облаков, оборачивающиеся вокруг центра циклона, угол изогнутости полос  $\geq 30^\circ$ . «Сдвиговая конвекция» (SHEAR) — конвективные облака смещены от центра низкоуровневой циркуляции, полосы конвекции выстроены несимметрично (угол  $< 30^\circ$ ) (Olander, Velden, 2015).

После того как сцена классифицирована, переходят к измерению температурных характеристик и вычислению Т-числа по методу Дворака. В радиусе 24 км вокруг центра локализуется самое тёплое значение ИК-температуры. Это значение характеризует температуру ядра конвекции (температуру глаза). Рассчитываются две различные температурные характеристики зоны облачности, которая находится в пределах от 24 до 136 км от центра ТЦ.

Первая характеристика — это «самая низкая среди самых высоких температур» (англ. coldest-warmest temperature): в каждом кольце в области 24–136 км находится самая высокая температура, а затем выбирается самое низкое из этих значений. Ширина кольца устанавливается в зависимости от пространственного разрешения данных и примерно соответствует одному пикселью. Эта характеристика рассматривается как вспомогательная.

Вторая (основная) характеристика — средняя температура зоны облачности (англ. mean cloud region temperature). Для её вычисления формируется кольцевая область (англ. annulus) с центром в центре ТЦ, шириной 80 км и радиусом средней линии, равным расстоянию от центра до точки с самой низкой среди самых высоких температурой. Эта кольцевая область делится на 24 сектора по  $15^\circ$  каждый, в каждом секторе вычисляется средняя температура. В качестве основной применяемой в алгоритме характеристики используется среднее этих 24 значений температуры, также по этим 24 значениям выполняется оценка симметрии облачности.

Оценка симметрии проводится путём анализа температурных различий в построенных 24 секторах. Вычисляется разность средней температуры для всех пар противолежащих секторов, различия усредняются по модулю для получения общего показателя асимметрии. Этот показатель характеризует неоднородность развития конвекции вокруг центра ТЦ — чем больше асимметрия, тем ниже итоговая оценка интенсивности.

Один из методов определения интенсивности заключается в использовании уравнений линейной регрессии, связывающих различные восстановленные параметры с интенсивностью ТЦ. Этот метод применяется для всех типов подсцен с глазом ТЦ и для некоторых сцен без глаза. Ранее полученные значения температуры и симметрии используются в этих уравнениях. Ещё одним важным параметром является размер ПЦМ в ситуации, когда отсутствует глаз ТЦ.

В УМД используются два отдельных уравнения регрессии: одно — для типов сцен с глазом и другое — для остальных. Уравнения дают промежуточное значение  $I$ , которое с помощью специальных таблиц сначала переводят в Т-число, а затем, в соответствии со шкалой Дворака, в давление или интенсивность.

Сцена с глазом ТЦ:

$$I = 1,10 - 0,070T_{cloud} + 0,011\Delta T - 0,015\text{Sym}_{cloud}.$$

Сцена без глаза:

$$I = 2,60 - 0,020T_{cloud} + 0,002R_{cd} - 0,030\text{Sym}_{cloud},$$

где  $T_{cloud}$  — средняя температура облачности, °C;  $\Delta T$  — разница температуры (максимальная в глазу, средняя в облачности), °C;  $\text{Sym}_{cloud}$  — симметрия облачности, °C;  $R_{cd}$  — радиус ПЦМ, км.

Для двух типов подсцен без глаза («Изогнутые полосы», «Сдвиговая конвекция») не используются уравнения регрессии. Оценки интенсивности для этих сцен основываются на классическом методе Дворака по соотношению размера и охвата конвективных полос. Для сцены «Сдвиговая конвекция» определяется расстояние от центра до края конвективной области. На основе этого значения выполняется восстановление интенсивности ТЦ: чем больше расстояние, тем ниже интенсивность. Для второй сцены «Изогнутые полосы» используется логарифмическая спираль для оценки кривизны и степени конвекции. Величина кривизны соотносится со значением интенсивности ТЦ на основе оригинальной методики Дворака с дополнительной корректировкой.

Данный алгоритм имеет несколько методов сглаживания оценок интенсивности ТЦ, такие как усреднение по времени за последние три часа; ограничение интенсивности, где каждая новая оценка не должна отличаться от предыдущей более чем на некоторое пороговое значение; правило ослабления интенсивности ТЦ, например, при внутропическом переходе, перемещении над холодными водами и т.д., и правило для завершающих жизненный цикл ТЦ, когда интенсивность может очень резко снижаться. Улучшенный метод Дворака имеет ряд преимуществ по сравнению с МД и ОМД. Он обеспечивает более надёжные оценки интенсивности.

## SATCON

Алгоритм CIMSS (англ. Cooperative Institute for Meteorological Satellite Studies) SATCON — это объективный ансамблевый алгоритм оценки интенсивности ТЦ, который объединяет независимые спутниковые оценки, приводит их к единой шкале. Метод SATCON использует отдельные оценки интенсивности УМД по данным измерений CIMSS AMSU (англ. Advanced Microwave Sounding Unit), CIMSS SSMIS (англ. Special Sensor Microwave Imager/Sounder) и CIRA (англ. Cooperative Institute for Research in the Atmosphere) ATMS (англ. Advanced Technology Microwave Sounder)/CIMSS ATMS. Алгоритм УМД восстановления интенсивности был описан выше.

Инструмент AMSU — это спутниковый микроволновый зондирующий комплекс, который включал в себя два прибора — AMSU-A и AMSU-B. Эти приборы измеряли радиояркостную температуру, чувствительную к температуре и влажности воздуха в различных слоях атмосферы. В методе оценки интенсивности ТЦ CIMSS AMSU используются пять температурных каналов AMSU-A (для восстановления параметров тёплого ядра) и один канал AMSU-B (для оценки влияния рассеяния на осадках и кристаллах льда) (<https://tropic.ssec>).

wisc.edu/real-time/amsu/explanation.html). Существует корреляция между аномалиями яркостной температуры верхней тропосферы и давлением ТЦ (Velden, Herndon, 2020). Алгоритм CIMSS AMSU с помощью рассчитанных показателей аномалий тёплого ядра использует калиброванные уравнения регрессии и получает оценку минимального давления в центре ТЦ. Далее применяется соотношение давление – интенсивность для восстановления интенсивности ТЦ с учётом широты и размера ТЦ (Brueske, Velden, 2003). Данный метод имеет наименьшую среднеквадратичную ошибку (СКО) 10,2 узла по сравнению с другими методами, используемыми в алгоритме SATCON (Herndon, Velden, 2004). Но у него есть существенные недостатки, которые ограничивают его применение, такие как низкое пространственное разрешение; запаздывание оценки при быстрой интенсификации ТЦ, приводящее к рассинхронизации оценок с оперативным анализом интенсивности ТЦ; региональная зависимость от обучающих выборок, на которых строились уравнения регрессии.

Алгоритм CIMSS SSMIS опирается на данные прибора SSMIS. Способ оценки интенсивности ТЦ данным методом похож на описанный выше алгоритм AMSU. Уравнения регрессии применяются для восстановления давления с помощью аномалий температуры, что затем позволяет восстановить интенсивность ТЦ (Velden, Herndon, 2020).

Алгоритмы CIRA ATMS и CIMSS ATMS используют одни и те же спутниковые измерения прибора ATMS. Данный прибор также оценивает аномалии температуры и помогает учесть влияние сильной конвекции, дождя и льда. Оба алгоритма восстанавливают интенсивность ТЦ на основе оценки давления, которая получается по уравнениям регрессии, откалиброванным по наилучшим данным.

Метод восстановления интенсивности ТЦ SATCON использует взвешенные оценки, которые учитывают сильные и слабые стороны каждого из вышеперечисленных подходов для получения консенсусной оценки текущей интенсивности ТЦ.

В табл. 1 указаны спутники и каналы, которые данные алгоритмы используют. Каждый алгоритм имеет преимущества и недостатки, учитывающиеся в SATCON. Например, алгоритм УМД определяет тип сцены каждого ИК-изображения ТЦ. Восстановление интенсивности ТЦ сильно зависит от типа сцены. Так, например, наилучшие результаты получаются, когда на изображении присутствует глаз ТЦ. Результаты для других сцен показывают не такие точные оценки интенсивности ТЦ. Учитывая эту зависимость, SATCON взвешивает оценки алгоритма УМД в соответствии с типом сцены.

Таблица 1. Алгоритмы SATCON

Метод	Алгоритм	Каналы	Спутники
Микроволновые	CIMSS AMSU	6–8, 16	NOAA-15, -16, -18, -19, MetOp-A, -B
	CIMSS SSMIS	3–5, 17	F16...19
	CIMSS ATMS	7–9	SNPP, NOAA-20, -21
	CIRA ATMS	1–22	
Основанный на ИК	УМД	ИК	GOES-14...-17, Himawari-7...-9, Meteosat-8...-11

Алгоритмы, основанные на микроволновых измерениях, чувствительны к размеру глаза ТЦ по отношению к пространственному разрешению прибора. Информация о размере глаза предоставляется алгоритмом CIMSS ARCHER (англ. Automated Rotational Center Hurricane Eye Retrieval), УМД или другими алгоритмами. Точность таких методов наилучшая, когда глаз ТЦ достаточно велик, поэтому алгоритм SATCON взвешивает оценки, основанные на микроволновых данных в соответствии с разрешением и размером глаза ТЦ. В случае алгоритмов, опирающихся на данные ATMS, используются только оценки, где размер глаза ТЦ больше 40 км.

Для каждого ИК-изображения можно получить оценку интенсивности по УМД. Но из-за асинхронности измерений, для того чтобы сопоставлять оценки интенсивности

ТЦ по микроволновым и ИК-наблюдениям, применяется метод почасовой интерполяции микроволновых данных. Затем оценки по этим интерполированным данным объединяются с оценками УМД и далее путём взвешивания с определёнными коэффициентами окончательно восстанавливается интенсивность ТЦ. Коэффициенты (веса), используемые методом SATCON, основаны на СКО оценок интенсивности отдельных алгоритмов в заданных сценах (Velden, Dvorak, 2020). Среднеквадратичная ошибка для каждого метода оценивалась по случаям наблюдений ТЦ, когда данные разведки с самолётов имели рассогласование по времени наблюдений от спутниковых данных, применяемых в алгоритме SATCON, не более чем на 3 ч. Для AMSU и SSMIS СКО рассчитывали по ТЦ с 2006 по 2014 г., а для ATMS с 2012 по 2014 г. по случаям наблюдений в Атлантическом океане, в северо-восточной части Тихого океана и по нескольким — в северо-западной части Тихого океана. Веса SATCON пропорциональны СКО погрешностей соответствующих алгоритмов и используются в качестве «штрафов» для этих алгоритмов.

$$\text{SATCON} = \frac{W_1 W_2 (W_1 + W_2) E_3 + W_1 W_3 (W_1 + W_3) E_2 + W_2 W_3 (W_2 + W_3) E_1}{W_1 W_2 (W_1 + W_2) + W_1 W_3 (W_1 + W_3) + W_2 W_3 (W_2 + W_3)},$$

где  $W_n$  — вес алгоритма  $n$ ;  $E_n$  — оценка интенсивности ТЦ по алгоритму  $n$ .

В публикации (Olander, Velden, 2019) рассчитаны СКО для каждого метода по выборке из 257 случаев наблюдений ТЦ, за исключением метода CIRA AMSU, для которого использовано 187 случаев. Как утверждается в этой публикации, если при интенсивности меньше 125 узлов рассчитывать окончательную взвешенную оценку интенсивности ТЦ в пропорции 60 % от взвешенной оценки по микроволновым методам и 40 % от оценки УМД, то среднеквадратичная погрешность будет составлять 7,3 узла по отношению к данным наилучших треков НУЦ. Оценки СКО приведены в табл. 2.

Таблица 2. Среднеквадратичные ошибки алгоритмов SATCON

Интенсивность, узлы	CIMSS AMSU	УМД	CIRA AMSU	CIMSS SSMIS	SATCON
СКО	12,4	11,6	16,0	10,5	8,3

В работе (Ahmed et al., 2022) проводилось исследование оценок интенсивности ТЦ над северной частью Индийского океана. Как видно из табл. 3, алгоритм SATCON переоценивает интенсивности ТЦ на начальных стадиях до T3.5 по Двораку. Однако после этого показатели улучшаются.

Таблица 3. Оценки интенсивности ТЦ Индийского океана

Т-номер	Количество случаев	Диапазон интенсивности наилучшего трека, узлы	Диапазон интенсивности алгоритма SATCON, узлы	СКО SATCON, узлы
1.5	15	20–30	34–46	16,16
2.0	20	30	40–67	18,87
2.5	151	30–45	40–70	13,48
3.0	98	45–50	45–74	12,71
3.5	71	55–65	46–92	13,94
4.0	80	60–75	62–98	12,71
4.5	68	75–90	69–100	9,18
5.0	26	90–95	73–114	12,05
5.5	21	100–105	90–122	10,49
6.0	15	105–115	112–138	15,08
6.5	22	125–130	122–144	9,56

## Методы на основе искусственного интеллекта

Машинное обучение в настоящее время охватывает всё больше исследовательских областей. В задачах ДЗЗ также наблюдается тенденция к увеличению числа работ, посвящённых изучению возможностей нейронных сетей для решения различных прикладных задач в этой сфере. Одна из таких задач заключается в автоматическом определении интенсивности ТЦ на основе данных спутниковых наблюдений системы «океан – атмосфера» (Lee et al., 2021).

В большинстве известных исследований (табл. 4) использовались нейросетевые методы для восстановления интенсивности ТЦ посредством регрессии оценок интенсивности. При тестировании на проверочных наборах данных СКО погрешностей восстановления интенсивности ТЦ составили от 8 до 14 узлов.

**Таблица 4.** Исследования, направленные на восстановление интенсивности ТЦ с помощью методов машинного обучения

Источник	Спектральный диапазон	Выборка данных	СКО, узлы
(Zhao et al., 2016)	ИК	10,3–11,3 мкм	52 случая за 2008–2009 гг.
(Combinido et al., 2018)	ИК	10,2–11,5 мкм	ТЦ Тихого океана за 2015–2016 гг.
(Velden, Herndon, 2014)	ИК, микроволновый	10,2–11,5 мкм; 85–89 ГГц	Отсутствует точное указание
(Lee et al., 2020)	ИК	10,7–12,0; 6,7; 3,9 мкм	Северо-западная часть Тихого океана за 2017 г.
(Xiang et al., 2019)	Микроволновый	85–89 ГГц	Северо-западная часть Тихого океана за 2017 г.
(Chen et al., 2020)	ИК, микроволновый	10,7; 6,7 мкм; 85–92 ГГц	96 ТЦ за 2017 г.
(Wimmers et al., 2019)	Микроволновый	37, 85–92 ГГц	ТЦ за 2007, 2017 гг.
(Якушева, Ермаков, 2024)	ИК	10,3–11,2 мкм и 6,2–6,9 мкм	ТЦ за 2007, 2009, 2012 и 2017 гг.

Исследования показывают, что машинное обучение превосходит другие методы восстановления параметров ТЦ в условиях отсутствия регулярных наземных измерений. При этом для оценки точности методов часто применяется отбор данных по категориям ТЦ, временным интервалам и/или конкретным акваториям, что объясняется доступностью и объёмом синхронных авиаразведывательных данных. Анализ результатов показывает, что такой отбор может существенно влиять на корректность оценки ошибок восстановления интенсивности ТЦ в общем случае.

Целью исследования (Якушева, Ермаков, 2024) было создание метода восстановления интенсивности ТЦ на основе данных наблюдений в ИК-диапазоне с помощью машинного обучения, по крайней мере не уступающего по абсолютной погрешности другим известным методам, но без предварительного отбора данных. Также в статье обсуждается возможность совместного использования ИК- и микроволновых данных, что в перспективе может повысить точность модели. Примечательно, что для разработки и тестирования данной нейросетевой модели была использована самая крупная и разнообразная выборка данных, охватывающая 43 688 спутниковых изображений ТЦ и соответствующих им метеорологических данных с 1981 по 2022 г. Среднеквадратичная ошибка восстановления интенсивности ТЦ составила 11,3 узла (менее 6 м/с) по сравнению с данными наилучших треков НУЦ по тропическим циклонам. В целом точность восстановления оставалась стабильной на всех стадиях развития ТЦ, за исключением случаев с интенсивностью свыше 140 узлов, которые были редкими в имеющемся наборе данных. Наименьшие ошибки наблюдались на ранних стадиях развития ТЦ, что отличает данную модель от вышеупомянутых алгоритмов.

## Сравнение методов

Если сравнивать описанные выше методы с нейросетевыми, то следует отметить, что первые заметно хуже справляются с оценкой низких значений интенсивности ТЦ, в отличие от алгоритма машинного обучения (*табл. 5*), представленного в статье (Якушева, Ермаков, 2024).

*Таблица 5.* Оценка восстановленных значений интенсивности ТЦ с помощью нейронной сети

Т-номер	Количество случаев	Диапазон интенсивности наилучшего трека, узлы	СКО нейронной сети
1.5	550	10–25	10,00
2.0	496	26–30	10,30
2.5	566	31–35	10,40
3.0	896	36–45	9,10
3.5	670	46–55	10,50
4.0	468	56–65	11,74
4.5	450	66–77	12,10
5.0	402	78–90	12,60
5.5	184	91–102	15,80
6.0	174	103–115	16,10
6.5	56	116–127	19,80
7.0	35	128–140	13,90
7.5	46	141–155	17,20

Как видно из представленной таблицы, нейросетевая модель несколько менее успешна при оценках высоких значений интенсивности ТЦ, что обусловлено небольшой выборкой данных ТЦ в обучающем наборе данных.

## Примеры восстановления интенсивности ТЦ различными методами

Для иллюстрации работы описанных выше методов были рассмотрены тестовые случаи двух ТЦ. Результаты сравнения восстановленных интенсивностей этих ТЦ каждым из методов, включая нейросетевую модель из работы (Якушева, Ермаков, 2024), представлены на графиках *рис. 2, 3*. Так как большинство методов восстановления интенсивности ТЦ сглаживают свои оценки в скользящем временном окне, было решено также сгладить оценки нейросети. Как можно отметить, на сглаженных по времени оценках нейросетевой модели интенсивности ТЦ практически совпадают с официальными данными НУЦ.

На *рис. 2* (см. с. 34) представлены данные по интенсивности ТЦ Erika, который наблюдался в Атлантическом океане в 2009 г. Приведены следующие восстановленные значения интенсивности ТЦ на всех фазах его развития: нейронной сетью без сглаживания (СКО = 5,4 узла), нейронной сетью со сглаживанием (СКО = 3,6 узла), SATCON (СКО = 4,4 узла), CIMSS AMSU (СКО = 4,5 узла), УМД (СКО = 10,1 узла) и CIRA AMSU (СКО = 9,5 узла). Критерием точности метода принято СКО отклонений оценок интенсивности ТЦ от соответствующих данных НУЦ (их значения приведены выше в скобках). Наименьшее СКО (наивысшая точность) — у сглаженной оценки нейронной сети.

На *рис. 3* (см. с. 34) отображены данные по интенсивности ТЦ Dalia, который наблюдался в Тихом океане в 2007 г. Как и ранее, приведены оценки нейронной сети без сглаживания (СКО = 6,4 узла), оценки нейронной сети со сглаживанием (СКО = 4,9 узла), SATCON (СКО = 9,8 узла), CIMSS AMSU (СКО = 11,3 узла), УМД (СКО = 7,6 узла) и CIRA AMSU (СКО = 12,5 узла). Здесь также наименьшее СКО у сглаженной оценки нейронной сети.

Erika, 2009, Атлантика

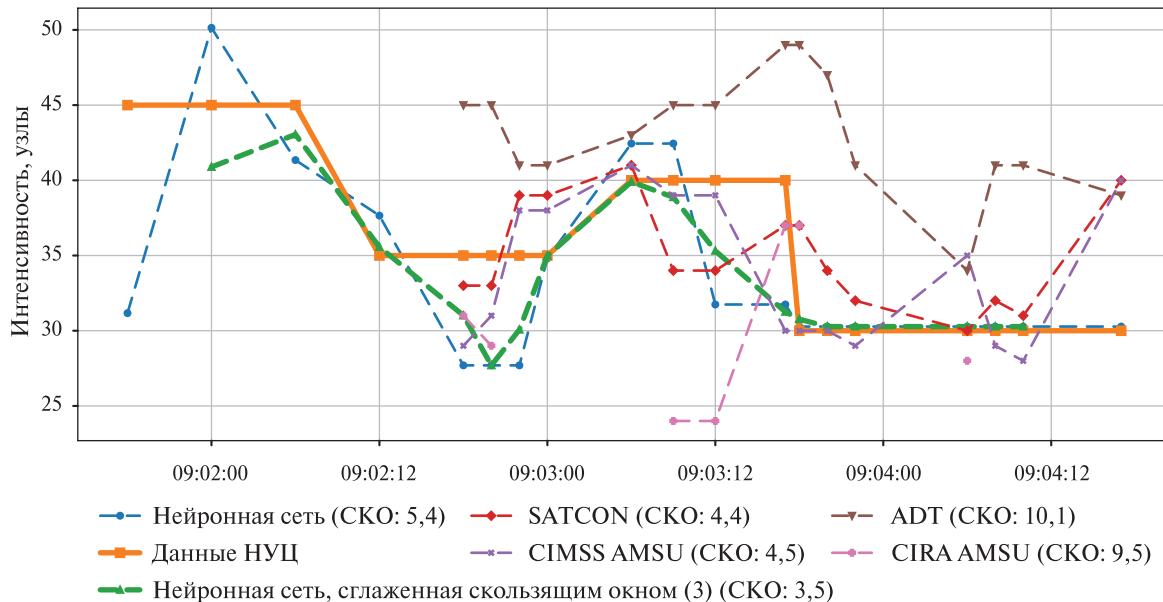


Рис. 2. Временной ход интенсивности ТЦ Erika (узлы) по данным НУЦ и оценкам различных дистанционных методов

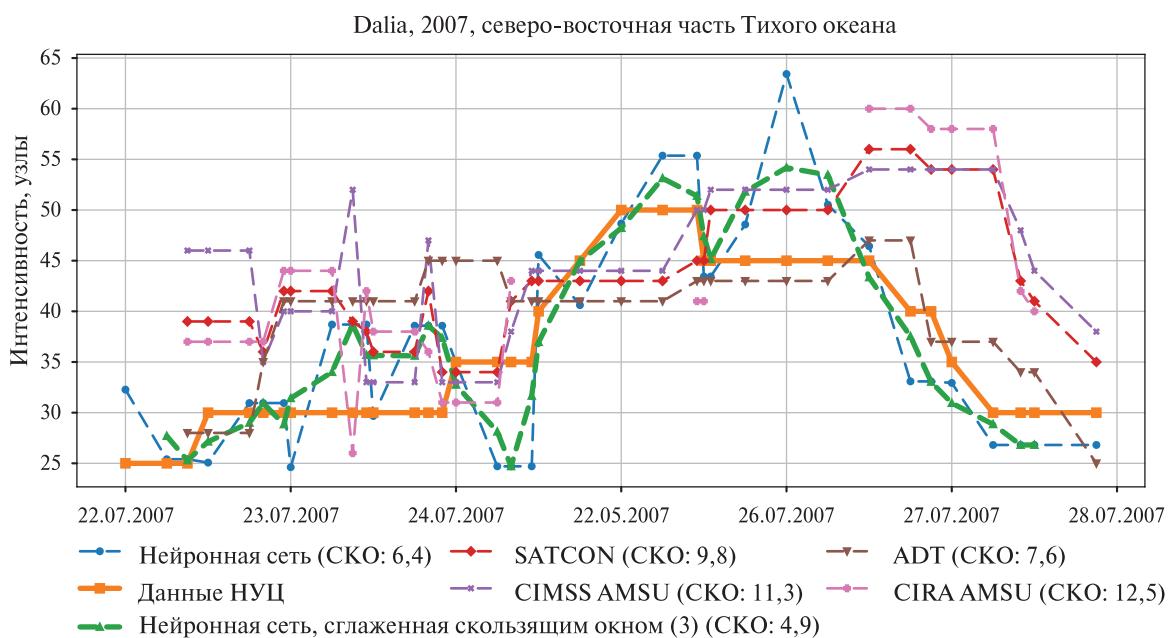


Рис. 3. Временной ход интенсивности ТЦ Dalia (узлы) по данным НУЦ и оценкам различных дистанционных методов

На представленных графиках наблюдается наименьшая временная изменчивость по данным нейронной сети и отклонений от данных НУЦ по сравнению с другими методами восстановления интенсивности. Это свидетельствует не только о высокой точности, но и устойчивости предложенного нейросетевого метода восстановления интенсивности ТЦ. Это обстоятельство может быть важно при совершенствовании методов краткосрочных прогнозов эволюции ТЦ.

## Выводы

Рассмотрены методы восстановления интенсивности ТЦ от классического метода Дворака, объективного метода Дворака, улучшенного метода Дворака и консенсус-алгоритма SATCON до новых подходов с использованием машинного обучения и искусственных нейронных сетей. К достоинствам традиционных методик относятся простота реализации и, до определённой степени, физическая обоснованность. В то же время их недостатками стали их частично феноменологическая природа, зависимость от экспертных оценок, а также сравнительно низкая точность для начальных и конечных фаз ТЦ. На преодоление этих недостатков направлены более совершенные методы — УМД (автоматизация процесса расчёта, детализированная классификация и учёт особенностей различных типов облачных сцен), SATCON (консенсусная интеграция результатов нескольких методик) и нейросетевые модели (высокая адаптивность к различным условиям на основе унифицированной автоматической обработки больших объёмов данных).

Приведены совокупные оценки точности восстановления интенсивности, показывающие снижение СКО от 10–16 узлов для классических методов до 8,3 узла для SATCON и 8–11 узлов для нейросетевых подходов. Показан высокий потенциал нейросетевых методов, продемонстрировавших общее снижение СКО до указанных значений при использовании максимально представительной выборки данных (43 688 спутниковых изображений ТЦ и их ранних форм за 1981–2022 гг.) без предварительного отбора по категориям и/или регионам. Выявлена эффективность нейросетевых алгоритмов при определении интенсивности ТЦ на начальных стадиях их формирования, где классические методы показывают максимальную погрешность.

На примере сопоставления результатов восстановления интенсивности ТЦ Erika (2009) и Dalia (2007) различными методами продемонстрировано превосходство сглаженных оценок нейронных сетей (СКО — 3,6–4,9 узла) над консенсусным алгоритмом SATCON (СКО — 4,4–9,8 узла), УМД (СКО — 7,6–10,1 узла) и методом, использующим микроволновые данные AMSU (СКО — 4,5–12,5 узла), что подтверждает потенциал нейросетевых методов для более точного и стабильного восстановления параметров ТЦ.

Полученные результаты свидетельствуют о перспективности дальнейшего развития нейросетевых подходов для повышения точности оперативных прогнозов интенсивности ТЦ.

Работа выполнена в рамках темы государственного задания Института космических исследований РАН «Мониторинг», гос. регистрация № 122042500031-8.

## Литература

1. Бондур В. Г., Крапивин В. Ф. Космический мониторинг тропических циклонов. М.: НИИ «Аэрокосмос», Науч. мир, 2014. 507 с.
2. Пальмен Э., Ньютон Ч. Циркуляционные системы атмосферы. Л.: Гидрометеоиздат, 1973. 616 с.
3. Шарков Е. А. Атмосферные катастрофы: эволюция научных взглядов и роль дистанционного зондирования // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2005. Вып. 2. Т. 1. С. 55–62.
4. Шарков Е. А. Спутниковые исследования тропического циклогенеза: особенности и достижения современного этапа // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2010. Т. 7. № 1. С. 29–48.
5. Якушева А. Н., Ермаков Д. М. Разработка новой автоматической методики восстановления интенсивности тропических циклонов по данным многоспектральных спутниковых наблюдений Земли с помощью искусственных нейросетей // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2024. Т. 21. № 2. С. 336–349. DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-2-336-349.
6. Ahmed R., Mohapatra M., Dwivedi S. et al. An overview of the Satellite Consensus (SATCON) algorithm to estimate tropical cyclone intensity over the North Indian Ocean // J. Earth System Science. 2022. V. 131. Article 169. DOI: 10.1007/s12040-022-01901-5.

7. Brueske K. F., Velden C. Satellite-based tropical cyclone intensity estimation using the NOAA-KLM series Advanced Microwave Sounding Unit (AMSU) // Monthly Weather Review. 2003. V. 131. No. 4. P. 687–697. DOI: 10.1175/1520-0493(2003)131<0687:SBTCIE>2.0.CO;2.
8. Chen R., Zhang W., Wang X. Machine learning in tropical cyclone forecast modeling: A review // Atmosphere. 2020. V. 11. No. 7. Article 676. DOI: 10.3390/atmos11070676.
9. Combinido J. S., Mendoza J. R., Aborot J. A convolutional neural network approach for estimating tropical cyclone intensity using satellite-based infrared images // Proc. 24<sup>th</sup> Intern. Conf. Pattern Recognition (ICPR). 2018. P. 1474–1480. DOI: 10.1109/ICPR.2018.8545593.
10. Dvorak V. F. A technique for the analysis and forecasting of tropical cyclone intensities from satellite pictures. NOAA Technical Memorandum NESS 36. Washington, DC: NOAA/NESDIS, 1972. 15 p.
11. Dvorak V. F. Tropical cyclone intensity analysis and forecasting from satellite imagery // Monthly Weather Review. 1975. V. 103. No. 5. P. 420–430. DOI: 10.1175/1520-0493(1975)103<0420:TCIAAF>2.0.CO;2.
12. Dvorak V. Tropical cyclone intensity analysis using satellite data: technical report. Washington, DC, 1984. 47 p.
13. Emanuel K. Tropical cyclones // Annual Review of Earth and Planetary Sciences. 2003. V. 31. P. 75–104. DOI: 10.1146/annurev.earth.31.100901.141259.
14. Emanuel K. Increasing destructiveness of tropical cyclones over the past 30 years // Nature. 2005. V. 436. No. 7051. P. 686–688. DOI: 10.1038/nature03906.
15. Herndon D., Velden C. Upgrades to the UW–CIMSS AMSU-based TC intensity algorithm // Proc. 26<sup>th</sup> Conf. on Hurricanes and Tropical Meteorology. Boston, MA: American Meteorological Soc., 2004. P. 118–119.
16. Herndon D. C., Velden C. S. Estimating TC intensity using the SSMIS and ATMS sounders. American Meteorological Soc., 2012. Article P1.21. 5 p. <https://ams.confex.com/ams/30Hurricane/webprogram/Paper205422.html>.
17. Klotz B. W., Uhlhorn E. W. Improved stepped frequency microwave radiometer tropical cyclone surface winds in heavy precipitation // J. Atmospheric and Oceanic Technology. 2014. V. 31. No. 11. P. 2392–2408. DOI: 10.1175/JTECH-D-14-00028.1.
18. Knaff J. A., Brown D. P., Courtney J et al. An evaluation of Dvorak technique-based tropical cyclone intensity estimates // Weather and Forecasting. 2010. V. 25. No. 5. P. 1362–1379. DOI: 10.1175/2010WAF2222375.1.
19. Lee R. S. T., Lin J. N. K. An elastic contour matching model for tropical cyclone pattern recognition // IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics. Pt. B (Cybernetics). 2001. V. 31. No. 3. P. 413–417. DOI: 10.1109/3477.931532.
20. Lee J., Im J., Cha D.-H. et al. Tropical cyclone intensity estimation using multi-dimensional convolutional neural networks from geostationary satellite data // Remote Sensing. 2020. V. 12. No. 1. Article 108. DOI: 10.3390/rs12010108.
21. Lee Y.-J., Hall D., Liu Q et al. Interpretable tropical cyclone intensity estimation using Dvorak-inspired machine learning techniques // Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2021. V. 101. Article 104233. DOI: 10.1016/j.engappai.2021.104233.
22. Olander T. L., Velden C. S. The advanced Dvorak technique: Continued development of an objective scheme to estimate tropical cyclone intensity using geostationary infrared satellite imagery // Weather and Forecasting. 2007. V. 22. No. 2. P. 287–298. DOI: 10.1175/WAF975.1.
23. Olander T. L., Velden C. S. ADT – Advanced Dvorak Technique: Users' Guide. Madison, WI: Cooperative Institute for Meteorological Satellite Studies, University of Wisconsin–Madison, 2015. 76 p.
24. Olander T. L., Velden C. S. The Advanced Dvorak Technique (ADT) for estimating tropical cyclone intensity: update and new capabilities // Weather and Forecasting. 2019. V. 34. No. 4. P. 905–922. DOI: 10.1175/WAF-D-19-0007.1.
25. Pielke R. A., Jr., Pielke R. A., Sr. Hurricanes: their nature and impacts on society. Chichester, N. Y.: John Wiley and Sons, 1997. 279 p.
26. Reul N., Chapron B., Zabolotskikh E. et al. A new generation of tropical cyclone size measurements from space // Bull. American Meteorological Soc. 2017. V. 98. No. 11. P. 2367–2385. DOI: 10.1175/BAMS-D-15-00291.1.
27. Velden C. S., Herndon D. C. Update on the SATellite CONsensus (SATCON) algorithm for estimating TC intensity // 31<sup>st</sup> Conf. on Hurricanes and Tropical Meteorology. San Diego, CA: Amer. Meteor. Soc., 2014. [https://tropic.ssec.wisc.edu/misc/satcon/hurrcnfg\\_2014\\_satcon\\_poster.pdf](https://tropic.ssec.wisc.edu/misc/satcon/hurrcnfg_2014_satcon_poster.pdf).
28. Velden C. S., Herndon D. A consensus approach for estimating tropical cyclone intensity from meteorological satellites: SATCON // Weather and Forecasting. 2020. V. 35. No. 4. P. 1645–1662. DOI: 10.1175/WAF-D-20-0015.1.
29. Velden C. S., Olander T. L., Zehr R. M. Development of an objective scheme to estimate tropical cyclone intensity from digital geostationary satellite infrared imagery // Weather and Forecasting. 1998. V. 13. No. 1. P. 172–186. DOI: 10.1175/1520-0434(1998)013<0172:DOAOST>2.0.CO;2.

30. Wimmers A., Velden C., Cossuth J. H. Using deep learning to estimate tropical cyclone intensity from satellite passive microwave imagery // Monthly Weather Review. 2019. V. 147. No. 6. P. 2261–2282. DOI: 10.1175/MWR-D-18-0391.1.
31. Xiang K., Yang X., Zhang M. et al. Objective estimation of tropical cyclone intensity from active and passive microwave remote sensing observations in the northwestern Pacific Ocean // Remote Sensing. 2019. V. 11. No. 6. Article 627. DOI: 10.3390/rs11060627.
32. Zhao Y., Zhao C., Sun R., Wang Z. A multiple linear regression model for tropical cyclone intensity estimation from satellite infrared images // Atmosphere. 2016. V. 7. No. 3. Article 40. DOI: 10.3390/atmos7030040.

## Methods for retrieval of tropical cyclone intensity from remote sensing data: Current status and prospects

A. N. Yakusheva<sup>1</sup>, D. M. Ermakov<sup>1,2</sup>, E. A. Sharkov<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Space Research Institute RAS, Moscow 117997, Russia

E-mails: annayakusheva99@mail.ru, pldime@gmail.com, e.sharkov@mail.ru

<sup>2</sup> Kotelnikov Institute of Radioelectronics RAS, Fryazino Branch,  
Fryazino, Moscow Region 141190, Russia

The paper presents an analysis of the most well-known modern methods for remote sensing diagnostics of tropical cyclone (TC) intensity and their historical predecessors based on satellite data. The evolution of the algorithms from the classical subjective Dvorak technique (1975) to modern automated Satellite Consensus (SATCON) systems and machine learning methods is examined. Four classical approaches are described: the Dvorak technique and its objective modification, the Advanced Dvorak Technique, the SATCON, integrating infrared and microwave satellite observation data, as well as the latest methods based on artificial neural networks. For each method, the material is systematized with regard to analysis of operating principles, satellite data used, quality characteristics, and existing limitations. It is shown that modern neural network approaches demonstrate the best accuracy in TC intensity estimation with a root mean square error of 8–11 knots, with the capability to efficiently process unprecedentedly large data arrays, being particularly effective at early stages of TC development, unlike traditional methods that work better with the most intense TCs.

**Keywords:** tropical cyclone intensity, remote sensing methods, Dvorak method, artificial intelligence, comparative analysis

Accepted: 25.11.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-6-25-39

## References

1. Bondur V. G., Krapivin V. F., *Kosmicheskii monitoring tropicheskikh tsiklonov* (Space monitoring of tropical cyclones), Moscow: NII "Aehrokosmos", Nauchnyi mir, 2014, 507 p. (in Russian).
2. Palmén E., Newton C. W., *Atmospheric circulation systems: Their structure and physical interpretation*, New York: Academic Press, 1969, 603 p.
3. Sharkov E. A., Atmospheric disasters: evolution of scientific views and the role of remote sensing, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2005, Iss. 2, V. 1, pp. 55–62 (in Russian).
4. Sharkov E. A., Remote sensing of tropical cyclogenesis: Features and scientific advances in the present state of the art, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2010, V. 7, No. 1, pp. 29–48 (in Russian).
5. Yakusheva A. N., Ermakov D. M., Development of a new automatic method for reconstructing the intensity of tropical cyclones from multispectral satellite Earth observations using artificial neural networks, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2024, V. 21, No. 2, pp. 336–349 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-2-336-349.

6. Ahmed R., Mohapatra M., Dwivedi S. et al., An overview of the Satellite Consensus (SATCON) algorithm to estimate tropical cyclone intensity over the North Indian Ocean, *J. Earth System Science*, 2022, V. 131, Article 169, DOI: 10.1007/s12040-022-01901-5.
7. Brueske K. F., Velden C., Satellite-based tropical cyclone intensity estimation using the NOAA-KLM series Advanced Microwave Sounding Unit (AMSU), *Monthly Weather Review*, 2003, V. 131, No. 4, pp. 687–697, DOI: 10.1175/1520-0493(2003)131<0687:SBTCIE>2.0.CO;2.
8. Chen R., Zhang W., Wang X., Machine learning in tropical cyclone forecast modeling: A review, *Atmosphere*, 2020, V. 11, No. 7, Article 676, DOI: 10.3390/atmos11070676.
9. Combinido J. S., Mendoza J. R., Aborot J., A convolutional neural network approach for estimating tropical cyclone intensity using satellite-based infrared images, *Proc. 24<sup>th</sup> Intern. Conf. Pattern Recognition (ICPR)*, 2018, pp. 1474–1480, DOI: 10.1109/ICPR.2018.8545593.
10. Dvorak V. F., *A technique for the analysis and forecasting of tropical cyclone intensities from satellite pictures*, NOAA Tech. Memo. NESS 36, Washington, DC: NOAA/NESDIS, 1972, 15 p.
11. Dvorak V. F., Tropical cyclone intensity analysis and forecasting from satellite imagery, *Monthly Weather Review*, 1975, V. 103, No. 5, pp. 420–430, DOI: 10.1175/1520-0493(1975)103<0420:TCIAAF>2.0.CO;2.
12. Dvorak V., *Tropical cyclone intensity analysis using satellite data: technical report*, Washington, DC, 1984, 47 p.
13. Emanuel K., Tropical cyclones, *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 2003, V. 31, pp. 75–104, DOI: 10.1146/annurev.earth.31.100901.141259.
14. Emanuel K., Increasing destructiveness of tropical cyclones over the past 30 years, *Nature*, 2005, V. 436, No. 7051, pp. 686–688, DOI: 10.1038/nature03906.
15. Herndon D., Velden C., Upgrades to the UW–CIMSS AMSU-based TC intensity algorithm, *Proc. 26<sup>th</sup> Conf. on Hurricanes and Tropical Meteorology*, Boston, MA: American Meteorological Soc., 2004, pp. 118–119.
16. Herndon D. C., Velden C. S., *Estimating TC intensity using the SSMIS and ATMS sounders*, American Meteorological Soc., 2012, Article P1.21, 5 p. <https://ams.confex.com/ams/30Hurricane/webprogram/Paper205422.html>.
17. Klotz B. W., Uhlhorn E. W., Improved stepped frequency microwave radiometer tropical cyclone surface winds in heavy precipitation, *J. Atmospheric and Oceanic Technology*, 2014, V. 31, No. 11, pp. 2392–2408, DOI: 10.1175/JTECH-D-14-00028.1.
18. Knaff J. A., Brown D. P., Courtney J. et al., An evaluation of Dvorak technique-based tropical cyclone intensity estimates, *Weather and Forecasting*, 2010, V. 25, No. 5, pp. 1362–1379, DOI: 10.1175/2010WAF2222375.1.
19. Lee R. S. T., Lin J. N. K., An elastic contour matching model for tropical cyclone pattern recognition, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics. Pt. B (Cybernetics)*, 2001, V. 31, No. 3, pp. 413–417, DOI: 10.1109/3477.931532.
20. Lee J., Im J., Cha D.-H. et al., Tropical cyclone intensity estimation using multi-dimensional convolutional neural networks from geostationary satellite data, *Remote Sensing*, 2020, V. 12, No. 1, Article 108, DOI: 10.3390/rs12010108.
21. Lee Y.-J., Hall D., Liu Q. et al., Interpretable tropical cyclone intensity estimation using Dvorak-inspired machine learning techniques, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2021, V. 101, Article 104233, DOI: 10.1016/j.engappai.2021.104233.
22. Olander T. L., Velden C. S., The advanced Dvorak technique: Continued development of an objective scheme to estimate tropical cyclone intensity using geostationary infrared satellite imagery, *Weather and Forecasting*, 2007, V. 22, No. 2, pp. 287–298, DOI: 10.1175/WAF975.1.
23. Olander T. L., Velden C. S., *ADT – Advanced Dvorak Technique: Users' Guide*, Madison, WI: Cooperative Institute for Meteorological Satellite Studies, University of Wisconsin–Madison, 2015, 76 p.
24. Olander T. L., Velden C. S., The Advanced Dvorak Technique (ADT) for estimating tropical cyclone intensity: update and new capabilities, *Weather and Forecasting*, 2019, V. 34, No. 4, pp. 905–922, DOI: 10.1175/WAF-D-19-0007.1.
25. Pielke R. A., Jr., Pielke R. A., Sr., *Hurricanes: their nature and impacts on society*, Chichester, New York: John Wiley and Sons, 1997, 279 p.
26. Reul N., Chapron B., Zabolotskikh E. et al., A new generation of tropical cyclone size measurements from space, *Bull. American Meteorological Soc.*, 2017, V. 98, No. 11, pp. 2367–2385, DOI: 10.1175/BAMS-D-15-00291.1.
27. Velden C. S., Herndon D. C., Update on the SATellite CONsensus (SATCON) algorithm for estimating TC intensity, *31<sup>st</sup> Conf. on Hurricanes and Tropical Meteorology*, San Diego, CA: Amer. Meteor. Soc., 2014, [https://tropic.ssec.wisc.edu/misc/satcon/hurrcconf\\_2014\\_satcon\\_poster.pdf](https://tropic.ssec.wisc.edu/misc/satcon/hurrcconf_2014_satcon_poster.pdf).
28. Velden C. S., Herndon D., A consensus approach for estimating tropical cyclone intensity from meteorological satellites: SATCON, *Weather and Forecasting*, 2020, V. 35, No. 4, pp. 1645–1662, DOI: 10.1175/WAF-D-20-0015.1.

29. Velden C. S., Olander T. L., Zehr R. M., Development of an objective scheme to estimate tropical cyclone intensity from digital geostationary satellite infrared imagery, *Weather and Forecasting*, 1998, V. 13, No. 1, pp. 172–186, DOI: 10.1175/1520-0434(1998)013<0172:DOAOST>2.0.CO;2.
30. Wimmers A., Velden C., Cossuth J. H., Using deep learning to estimate tropical cyclone intensity from satellite passive microwave imagery, *Monthly Weather Review*, 2019, V. 147, No. 6, pp. 2261–2282, DOI: 10.1175/MWR-D-18-0391.1.
31. Xiang K., Yang X., Zhang M. et al., Objective estimation of tropical cyclone intensity from active and passive microwave remote sensing observations in the northwestern Pacific Ocean, *Remote Sensing*, 2019, V. 11, No. 6, Article 627, DOI: 10.3390/rs11060627.
32. Zhao Y., Zhao C., Sun R., Wang Z., A multiple linear regression model for tropical cyclone intensity estimation from satellite infrared images, *Atmosphere*, 2016, V. 7, No. 3, Article 40, DOI: 10.3390/atmos7030040.