

Доклад на тему: Интеллектуальная система мониторинга состояния пациентов реанимационного отделения на основе методов машинного обучения.

Выполнил студент гр. ПИЭ(б)-21 Зыков Д. А.

Научный руководитель Салаватова Ю. А.

Введение

Отделения реанимации и интенсивной терапии (ОРИТ) генерируют огромный поток физиологических и лабораторных данных, однако традиционный пороговый мониторинг не учитывает сложные взаимосвязи параметров и приводит к высокой частоте ложных тревог, формируя «усталость от тревог» (alarm fatigue). Внедрение методов машинного обучения позволяет перейти от реактивного наблюдения к предиктивной модели, выявляя риск ухудшения состояния за 4–48 часов. В связи с этим актуальной задачей является анализ существующих интеллектуальных решений и обоснование концепции системы мониторинга, адаптированной к условиям российских ОРИТ.

Цель исследования – предложить концепцию интеллектуальной системы мониторинга для российских реанимационных отделений, опираясь на лучший зарубежный и отечественный опыт.

Объект исследования – процесс мониторинга в ОРИТ. **Предмет** – методы машинного обучения, которые позволяют извлекать смысл из физиологических данных.

Аспект задач, рассмотренных в работе:

- понять ограничения традиционного мониторинга и систем раннего предупреждения (шкалы NEWS, MEWS, SOFA);
- изучить зарубежные интеллектуальные решения (CLEWICU, TREWS, Etiometry).
- посмотреть, что уже делается в России;
- провести сравнение подходов;
- предложить архитектуру, которую реально внедрить в наших условиях.

Преимущества и недостатки существующих подходов

Традиционный мониторинг – это основа интенсивной терапии. Он непрерывно даёт вам цифры: пульс, давление, сатурацию, частоту дыхания, ЭКГ. Это бесценно. Но каждый параметр живёт сам по себе. Врач видит цифры, но не видит их совместной динамики. А когда сигнал тревоги звучит в сотый раз за смену, у любого специалиста возникает естественная реакция:

«наверное, снова артефакт». Так усталость от тревог превращается в реальную угрозу.

Системы раннего предупреждения (NEWS, MEWS) – важный шаг вперёд. Они формализуют оценку, суммируют баллы. Но у них есть объективные недостатки: они эпизодичны (медсестра заполняет шкалу раз в несколько часов), используют ограниченный набор признаков и почти не учитывают временную динамику.

И вот здесь на помощь приходят интеллектуальные системы. В отличие от пороговых сигналов, они анализируют многопараметрические паттерны, видят тренды и могут отличить артефакт от истинного ухудшения.

Зарубежный опыт

За рубежом такие решения доказали свою эффективность. Система CLEWICU (Clew Medical) прогнозирует гемодинамическую и дыхательную нестабильность, имеет одобрение FDA. TREWS – система раннего распознавания сепсиса – по данным Nature Medicine (2022) снизила смертность. Etiometry Platform непрерывно оценивает риски оксигенации, вентиляции и стабильности. А открытая база данных MIMIC-IV (MIT) стала полигоном для обучения моделей на тысячах реальных историй интенсивной терапии.

Важный нюанс – эти системы показывают высокую точность именно в тех клиниках, где их обучали. При переносе в другое отделение точность может снизиться – это проблема генерализуемости. Но сам факт, что AUC 0,85–0,94, время предупреждения от 4 до 48 часов – это уже реальность.

Российский опыт

В России ситуация неоднородная. Есть активные исследования, пилотные проекты, научно-технологический задел. Но пока нет зрелых промышленных ИИ-систем, которые работали бы в десятках больниц. Вот три заметных примера.

– **«Цифровая реанимация»** (компания MVS, Санкт-Петербург) – интеллектуальная видеоаналитика для обнаружения отсоединения аппаратов, падений, судорог, выхода из наркоза. С декабря 2024 года система запущена в больнице Святого Георгия.

– **«Третье мнение. ИИ-Мониторинг»** (Москва, Нижний Новгород) – система, специально созданная для ОРИТ. Автоматически выявляет события, угрожающие жизни, и предупреждает персонал. Тиражируется в нескольких городах.

– **СППВР** (СибГМУ, Томск) – нейросеть на основе ЭКГ, сатурации и артериального давления. Ведутся работы по геморрагическому шоку и мониторингу кровотечений.

Однако путь от пилота до рутинного применения в России сопряжён с серьёзными барьерами. Любое медицинское ПО должно пройти госрегистрацию как медицинское изделие, подтвердить безопасность и эффективность, интегрироваться с ЕГИСЗ и локальными МИС. Это высокий порог, и он тормозит масштабирование.

Предлагаемая архитектура: как это должно работать

На основе проведённого анализа концепция предлагаемой архитектуры интеллектуальной системы мониторинга состояния пациентов ОРИТ на основе машинного обучения может быть представлена следующим образом:

- **Первый модуль** – сбор и интеграция данных. Система подключается к прикроватным мониторам, аппаратам ИВЛ, электронной медицинской карте.
- **Второй модуль** – предобработка. Данные фильтруются, синхронизируются, нормализуются.
- **Третий** – извлечение признаков. Система вычисляет средние за интервалы, скорости изменения параметров, вариабельность, а главное – сочетания маркеров.
- **Четвёртый** – прогнозирование с помощью ML.
- **Пятый модуль** – интерпретация и визуализация

Методы машинного обучения

Для табличных данных применяются Random Forest, устойчивый к шуму и позволяющий оценивать важность признаков, а также градиентный бустинг XGBoost и LightGBM, обеспечивающие высокую точность и скорость на больших объёмах. Анализ временных рядов реализуется через рекуррентные сети LSTM и GRU, фиксирующие долгосрочные зависимости, и трансформеры с механизмом self-attention. Для обнаружения аномалий используются автоэнкодеры и изолирующий лес. Клинические исследования подтверждают, что ML-методы превосходят традиционные шкалы (AUC 0,85–0,94) при временном окне 4–48 часов, доле ложных тревог 10–20% и применении SHAP для интерпретации.

Клинические сценарии и риски

Перечень клинических задач, которые в перспективе можно будет решить:

Во-первых, **прогнозирование сепсиса** – комбинация физиологических и лабораторных признаков за несколько часов до развёрнутой картины.

Во-вторых, **дыхательная недостаточность** – динамика насыщения крови кислородом, фракция вдыхаемого кислорода, частоты дыхания.

В-третьих, **гемодинамическая нестабильность** – пульс, давление, потребность в вазопрессорах.

В-четвёртых, **снижение ложных тревог** – система учится отличать артефакт от истинной угрозы.

А теперь об ограничениях, накладываемых на внедрение систем.

Первое – **качество данных**. Если исходные записи содержат пропуски или шумы, никакой алгоритм не исправит это полностью.

Второе – **ложноположительные и ложноотрицательные прогнозы**. Первые раздражают персонал, вторые – опасны, так как могут привести к пропуску критического ухудшения.

Третье – **генерализуемость**. Модель, отличная в одном центре, может «поплыть» в другом из-за различий в аппаратуре или протоколах.

Четвёртое – **интерпретируемость**. «Чёрный ящик» в медицине неприемлем. Нужны методы ХАІ.

Пятое – регуляторные барьеры в России, о которых я уже говорил.

Заключение:

Подводя итог, следует подчеркнуть главное. Традиционные пороговые мониторы – это наша база, и они никуда не денутся. Но их время как единственного средства мониторинга уходит. Зарубежные интеллектуальные системы доказали: можно предсказывать критические состояния за десятки часов с высокой точностью. В России формируется экспериментальная база – «Цифровая реанимация», «Третье мнение», томская разработка. Но до промышленного масштаба пока далеко.

Предложенная архитектура – это попытка сделать шаг вперёд с учётом наших российских реалий: интеграция разнородных данных, современные ML-методы и обязательная объяснимость прогнозов.

И самое важное, что хотелось бы подчеркнуть, что искусственный интеллект в реанимационном мониторинге – это не замена врача. Это инструмент повышения клинической настороженности. Он берёт на себя рутинный анализ тысяч параметров, снижает когнитивную нагрузку и повышает вероятность того, что опасное ухудшение не будет пропущено.

Перспективы представляются в создании отечественных размеченных датасетов, проведении клинической валидации моделей и поэтапном внедрении в цифровой контур реальных больниц.