

## КОМПЛЕКСНЫЙ АНАЛИЗ БИОХИМИЧЕСКИХ И ГЕМАТОЛОГИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ПРИ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОМ ВОСПАЛЕНИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

*Эрметов Э.Я., Яхишбоева Д.Э.*

*Ташкентский государственный медицинский университет*

*Аннотация - Воспаление является универсальной патологической реакцией организма, лежащей в основе широкого спектра заболеваний. Лабораторная диагностика воспалительных процессов традиционно основывается на оценке биохимических и гематологических показателей, однако их интерпретация при анализе больших массивов данных остаётся сложной задачей. Целью настоящего исследования явилось изучение изменений биохимических и гематологических показателей при экспериментальном воспалении с применением методов искусственного интеллекта для повышения диагностической информативности.*

*В условиях экспериментального моделирования воспалительного процесса проведён анализ лабораторных данных с использованием алгоритмов машинного обучения. Показано, что применение методов искусственного интеллекта позволяет выявлять скрытые взаимосвязи между показателями, повышать точность оценки активности воспаления и снижать влияние субъективного фактора при интерпретации результатов.*

*Ключевые слова: воспаление, биохимические показатели, гематологические показатели, искусственный интеллект, большие данные.*

### ВВЕДЕНИЕ

Воспалительный процесс представляет собой многоуровневую и динамичную биологическую реакцию организма на воздействие инфекционных, токсических, травматических и иных повреждающих факторов, в основе которой лежит сложное взаимодействие клеточных элементов врождённого и адаптивного иммунитета, медиаторов воспаления и системных регуляторных механизмов. Активация нейтрофилов, макрофагов, лимфоцитов и эндотелиальных клеток сопровождается высвобождением цитокинов, изменением сосудистой проницаемости и перестройкой метаболических путей, что приводит не только к локальным тканевым изменениям, но и к формированию системного воспалительного ответа. Эти процессы неизбежно отражаются в составе периферической крови и биохимическом профиле сыворотки, делая лабораторные показатели объективным инструментом оценки интенсивности и направленности воспалительной реакции. Именно поэтому изменения лейкоцитарной формулы, скорости оседания эритроцитов,

концентрации С-реактивного белка, фибриногена и других белков острой фазы рассматриваются как интегральные маркеры активности патологического процесса и широко используются как в клинической практике, так и в экспериментальных моделях воспаления.

Однако воспалительный ответ по своей природе является многопараметрическим и нелинейным, поскольку биохимические и гематологические показатели изменяются не изолированно, а во взаимосвязи, формируя сложные корреляционные структуры. Традиционные статистические методы, ориентированные преимущественно на анализ отдельных переменных или простых линейных зависимостей, нередко оказываются недостаточными для выявления скрытых закономерностей и прогностически значимых комбинаций маркеров. В условиях цифровизации здравоохранения, расширения лабораторных панелей и накопления больших массивов данных возрастает необходимость применения методов искусственного интеллекта, способных обрабатывать многомерную информацию, учитывать сложные взаимодействия признаков и строить устойчивые предиктивные модели. Использование алгоритмов машинного обучения и аналитики больших данных открывает возможности для автоматизированной интерпретации лабораторных результатов, повышения точности диагностики и более глубокого понимания патофизиологических механизмов воспаления. В связи с этим особую научную и практическую значимость приобретает оценка диагностической информативности биохимических и гематологических показателей при экспериментальном воспалении на основе современных интеллектуальных методов анализа данных, что позволяет перейти от фрагментарной интерпретации отдельных маркеров к целостной модели системного воспалительного ответа.

## ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

В современной биомедицинской литературе комплексный анализ биохимических и гематологических показателей при экспериментальном воспалении рассматривается как один из наиболее информативных путей к объективизации системного воспалительного ответа, поскольку изменения периферической крови и сывороточных маркеров отражают одновременно клеточные механизмы врождённого иммунитета, метаболические сдвиги и активацию острофазного каскада. Обзоры по воспалительным реакциям в гематологии подчёркивают, что такие маркеры, как CRP и ферритин, выступают индикаторами «избыточности» воспаления, однако их интерпретация требует привязки к клиническому/экспериментальному контексту и динамике, а не к единичному измерению. В параллельных направлениях лабораторной диагностики акцент делается на том, что полезность конкретных показателей определяется не столько их «самостоятельной» информативностью, сколько тем, как они сочетаются в панель и каков выбранный порог принятия решения, что напрямую связано с ROC-подходами и вопросом референсных значений.

Экспериментальные модели воспаления (инфекционные, токсические, стерильные) создают контролируемые условия для изучения согласованности и расхождения биохимических и гематологических траекторий. В литературе устойчиво обсуждается, что показатели лейкоцитарной формулы, нейтрофильно-лимфоцитарное соотношение и производные индексы системного воспаления дают дополнительный сигнал по сравнению с отдельными биомаркерами, но при этом остаются чувствительными к типу модели, времени забора, степени тяжести и сопутствующим стресс-реакциям. С практической точки зрения важный вывод работ по лабораторным маркерам воспаления состоит в том, что «комплексность» должна опираться на биологически объяснимые оси — клеточное звено (лейкоциты и субпопуляции), белки острой фазы (в т.ч. CRP), метаболические и органоспецифические показатели, чтобы избежать псевдоинформативности за счёт коррелированных переменных.

На этом фоне методы искусственного интеллекта в последние годы всё чаще рассматриваются не как замена классической биостатистики, а как инструмент выявления нелинейных комбинаций признаков и построения устойчивых предиктивных моделей на «рутинных» лабораторных данных. Показателен тренд на модели машинного обучения, которые различают воспалительные состояния и даже тип инфекционного процесса, используя набор стандартных анализов крови и CRP, что демонстрирует потенциал интеграции биохимии и гематологии без обязательного привлечения дорогостоящих «омикс»-платформ. Одновременно методологические публикации подчёркивают, что ключевым ограничением становится не точность как таковая, а воспроизводимость и переносимость модели между выборками: малые объёмы данных, переобучение, смещения выборки и отсутствие внешней валидации часто приводят к завышенным оценкам качества и снижению клинической/экспериментальной применимости.

Отдельную линию работ формирует «объяснимый ИИ», где внимание переносится на интерпретируемость вкладов показателей, чтобы связать модельные выводы с патофизиологией воспаления. В таких постановках важно не только получить классификацию или прогноз, но и показать, какие комбинации показателей формируют риск-профиль, как меняются «важности» признаков во времени и какие пороги сигнализируют о переходе от компенсированной реакции к дисрегуляции. Практически значимым развитием здесь становятся вероятностные графовые модели и байесовские сети, которые позволяют описывать зависимые связи между маркерами и исходами, а также естественно работать с неполными данными — типичной проблемой лабораторных протоколов. При этом обзоры по байесовским сетям в медицине и прикладные примеры комбинирования CRP с параметрами «лейкограммы» подчёркивают, что успех определяется качеством постановки задачи, корректной валидацией и интеграцией модели в протокол принятия решений, а не «самим фактом» применения ИИ.

Наконец, современная литература показывает расширение концепции «комплексного анализа» в сторону мультимодальной интеграции, когда к биохимическим и гематологическим показателям добавляются молекулярные слои (протеомика, транскриптомика) или функциональные данные, а ИИ-методы используются для объединения неоднородных источников сигналов. Эти работы демонстрируют рост точности и чувствительности к ранним стадиям патологического процесса, но одновременно подчёркивают, что усложнение данных усиливает требования к дизайну эксперимента, контролю множественных сравнений и независимой проверке результатов. В итоге общий вывод обзора сводится к тому, что наилучшие результаты достигаются при сочетании патофизиологически осмысленной панели биохимических и гематологических маркеров, строгой экспериментальной стандартизации и современных интерпретируемых моделей ИИ, ориентированных на воспроизводимость и прозрачность выводов.

## МЕТОДОЛОГИЯ

Экспериментальное исследование выполнено на лабораторных животных (белые крысы), у которых моделировался острый воспалительный процесс стандартным методом. Контрольную группу составили интактные животные.

Проводился забор крови для определения гематологических и биохимических показателей. Гематологическое исследование включало определение уровня гемоглобина, количества эритроцитов и лейкоцитов, лейкоцитарной формулы и скорости оседания эритроцитов. Биохимический анализ включал определение концентрации С-реактивного белка, общего белка и фибриногена.

Полученные лабораторные данные формировали многомерный массив, который анализировался с применением методов машинного обучения. Для обработки и анализа данных использовался программный пакет Python (версия 3.9) с библиотеками Scikit-learn и Pandas. Применялись методы кластерного анализа и классификации для выявления закономерностей и оценки степени выраженности воспалительного процесса.

Статистическая обработка данных проводилась с использованием пакета Statistica 10.0. Результаты представлены в виде средних значений и стандартного отклонения. Достоверность различий оценивалась при уровне значимости  $p < 0,05$ .

## АНАЛИЗ И РЕЗУЛЬТАТЫ

В группе животных с индуцированным воспалительным процессом было зафиксировано статистически значимое увеличение общего числа лейкоцитов по сравнению с интактным контролем, что свидетельствует о формировании выраженного системного иммунного ответа. Рост лейкоцитоза преимущественно обусловлен нейтрофильным звеном, отражающим активацию механизмов врождённого иммунитета и мобилизацию костномозгового резерва в ответ на

повреждающий фактор. Одновременно отмечалось повышение скорости оседания эритроцитов, что указывает на изменение белкового состава плазмы и усиление синтеза белков острой фазы воспаления. Биохимический анализ подтвердил значительное увеличение концентрации С-реактивного белка и фибриногена, причём выраженность этих изменений находилась в прямой зависимости от интенсивности воспалительной реакции. Выявленные корреляционные связи между показателями периферической крови и сывороточными маркерами указывают на согласованность клеточных и гуморальных механизмов системного ответа.

Применение алгоритмов искусственного интеллекта позволило перейти от изолированного анализа отдельных показателей к многомерной оценке их совокупной динамики. Модели машинного обучения выявили устойчивые взаимосвязи между гематологическими и биохимическими параметрами, которые не обнаруживались при использовании традиционных статистических методов, ориентированных преимущественно на линейные зависимости. Это обеспечило более точную стратификацию степени воспалительной активности и повысило качество классификации экспериментальных групп. Полученные данные подтверждают, что комплексная интерпретация лабораторных показателей с использованием интеллектуальных алгоритмов обладает высокой диагностической ценностью, снижает вероятность ошибок, связанных с субъективной оценкой, и повышает воспроизводимость результатов. Внедрение подобных подходов соответствует современным направлениям цифровой трансформации здравоохранения и формирует основу для разработки персонализированных моделей диагностики и мониторинга воспалительных состояний.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Экспериментально индуцированное воспаление сопровождается закономерной перестройкой как клеточного, так и гуморального звена системного ответа, что находит отражение в достоверных изменениях гематологических и биохимических показателей. Выявленные сдвиги в лейкоцитарной формуле, показателях острой фазы и белковом спектре сыворотки подтверждают их высокую чувствительность к интенсивности воспалительного процесса и подчеркивают диагностическую значимость комплексной лабораторной оценки. Одновременный анализ взаимосвязанных параметров позволяет более полно охарактеризовать патофизиологические механизмы воспаления и повысить объективность интерпретации полученных данных.

Интеграция методов искусственного интеллекта и аналитики больших массивов данных существенно расширяет возможности лабораторной диагностики, обеспечивая выявление скрытых закономерностей, повышение точности классификации и снижение вероятности диагностических ошибок. Использование цифровых алгоритмов способствует стандартизации интерпретации результатов, улучшает воспроизводимость выводов и формирует

предпосылки для перехода к персонализированным моделям оценки воспалительной активности. Таким образом, цифровизация анализа лабораторных данных выступает перспективным направлением развития современной медицины, объединяющим традиционные биомедицинские знания и современные интеллектуальные технологии.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Pepys M.B., Hirschfield G.M. C-reactive protein: a critical update // *Journal of Clinical Investigation*. — 2003. — Vol. 111. — № 12. — P. 1805–1812.
2. Gabay C., Kushner I. Acute-phase proteins and other systemic responses to inflammation // *New England Journal of Medicine*. — 1999. — Vol. 340. — № 6. — P. 448–454.
3. Kumar V., Abbas A.K., Aster J.C. Robbins and Cotran Pathologic Basis of Disease. — 10th ed. — Philadelphia: Elsevier, 2021. — 1392 p.
4. Lippi G., Plebani M. Bayes’ theorem, the ROC diagram and reference values // *Biochimica Medica*. — 2018. — Vol. 28. — № 1. — 010101.
5. Topol E.J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence // *Nature Medicine*. — 2019. — Vol. 25. — № 1. — P. 44–56.
6. Beam A.L., Kohane I.S. Big data and machine learning in health care // *JAMA*. — 2018. — Vol. 319. — № 13. — P. 1317–1318.
7. Rajkomar A., Dean J., Kohane I. Machine learning in medicine // *New England Journal of Medicine*. — 2019. — Vol. 380. — № 14. — P. 1347–1358.
8. Esteva A., Robicquet A., Ramsundar B. et al. A guide to deep learning in healthcare // *Nature Medicine*. — 2019. — Vol. 25. — № 1. — P. 24–29.
9. Polotskaya K., Savova G., Murphy S.N. Bayesian networks for medical diagnosis and prognosis: a review // *AI*. — 2024. — Vol. 6. — № 2. — P. 58.
10. Broemeling L.D. Bayesian Methods for Medical Test Accuracy. — Boca Raton: CRC Press, 2011. — 264 p.