

МЕТОДЫ И МОДЕЛИ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ СВОЕВРЕМЕННОЙ ПОМОЩИ НОВОРОЖДЕННЫМ

METHODS AND MODELS OF INFORMATION PROCESSING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES FOR TIMELY HELP FOR NEWBORNS

**S. Zolotukhin
R. Bolbakov**

Summary. The importance of the early stage of newborn life and the need for qualified medical care, especially for premature infants, are being investigated. The authors analyze various aspects of the use of AI in medicine, including diagnosis, predicting complications and making optimal decisions. The article discusses information processing methods such as image analysis, the use of neural networks and expert systems. The study provides a comprehensive overview of modern AI approaches and technologies that can be used to improve medical care for newborns, increasing their chances of healthy development.

Keywords: artificial intelligence, medical data processing, complications prediction, expert systems, information processing models, data processing methods.

Золотухин Святослав Александрович

РТУ МИРЭА — Российский
технологический университет
svt.sci.lab@ya.ru

Болбаков Роман Геннадьевич

К.т.н., доцент, РТУ МИРЭА — Российский
технологический университет
bolbakov@mirea.ru

Аннотация. Исследуется важность раннего этапа жизни новорожденных и необходимость квалифицированной медицинской помощи, особенно для недоношенных младенцев. Авторы анализируют различные аспекты применения ИИ в медицине, включая диагностику, прогнозирование осложнений и принятие оптимальных решений. В статье рассматриваются методы обработки информации, такие как анализ изображений, применение нейронных сетей и экспертных систем. В результате исследования представлен комплексный обзор современных подходов и технологий ИИ, которые могут быть использованы для улучшения медицинской помощи новорожденным, повышая их шансы на здоровое развитие.

Ключевые слова: искусственный интеллект, обработка медицинских данных, прогнозирование осложнений, экспертные системы, модели обработки информации, методы обработки данных.

Введение. Постановка проблемы

Искусственный интеллект (ИИ) проникает во все сферы жизни и медицина не является исключением, обладая огромным потенциалом для преобразования системы здравоохранения, делая ее более точной, эффективной и доступной. В области помощи новорожденным ИИ содействует врачам в диагностике заболеваний, прогнозировании осложнений и принятии оптимальных решений.

Первые дни и месяцы жизни новорожденного играют ключевую роль в формировании его здоровья и развития. В процессе ухода за такими пациентами, особенно недоношенными, возникают различные проблемы, требующие высокой степени внимания. Значимость исследований в области обработки медицинских данных с использованием технологий искусственного, в контексте своевременной помощи новорожденным, требует дальнейшего анализа и систематизации.

Применение искусственного интеллекта в медицине

В области медицины искусственный интеллект открывает новые возможности в диагностике, лечении и мониторинге здоровья. Концепция ИИ заключается в разработке алгоритмов и технических устройств, которые могут имитировать различные аспекты человеческого интеллекта. Это включает такие области как: визуальное восприятие (компьютерное зрение), обучение (искусственные нейронные сети), планирование и принятие решений, и другие [1].

Использование машинного обучения является одной из тактик, применяемых некоторыми специалистами в области искусственного интеллекта. Это отрасль компьютерных наук, в которой разрабатываются алгоритмы, способные улучшать свою производительность на основе внутренних данных, которые были предоставлены или с которыми их обучил программист. Например, деревья принятия решений — это некоторые из этих мно-

гочисленных методов машинного обучения, зависящих от конкретных обстоятельств; другие включают в себя модели с меньшей сложностью и большей динамичностью или более наивные модели, такие как байесовские классификаторы. Это означает, что при проведении классификации с использованием этих инструментов не требуется каких-либо предварительных предположений, а это означает, что каждый признак в них с равной вероятностью сыграет решающую роль при классификации нового экземпляра.

Глубокое обучение — это подход к машинному обучению, который использует сеть нелинейных фильтров для извлечения и преобразования характеристик, что становится эффективным средством обработки сложных и многомерных данных, поскольку глубокие нейронные сети имеют несколько скрытых уровней, ответственных за этот процесс [2][3].

В медицине искусственный интеллект широко используется в различных отраслях, в частности, в офтальмологии. Благодаря использованию программ машинного обучения для автоматизации поиска патологических изменений на сетчатке, можно облегчить работу офтальмологов и своевременно диагностировать заболевания. Например, пользовательская обработка изображений для диагностики позволяет автоматизировать интерпретацию медицинских изображений, таких как рентгеновские снимки, МРТ или ультразвуковое сканирование. Компьютерное зрение с алгоритмами глубокого обучения позволяет выявлять патологии или отклонения на изображениях, что позволяет врачам быстро и точно диагностировать пациентов [4].

Искусственный интеллект открывает возможности для формирования персонализированных методик диагностики и терапии, учитывая уникальные особенности каждого пациента. Анализ данных пациента и медицинской истории позволяет оптимизировать терапию и минимизировать побочные эффекты лечения [5]. ИИ применяется для автоматизации и оптимизации административных процессов в медицинских учреждениях, таких как ведение медицинской документации, планирование приемов и назначений, а также управление медицинскими ресурсами. Помимо этого, ИИ ускоряет процесс разработки новых лекарств и медицинских технологий путем анализа больших объемов данных и прогнозирования эффективности препаратов на основе молекулярной структуры и биологических процессов. Таким образом, роль и применение искусственного интеллекта в медицине расширяется, открывая новые возможности для улучшения качества медицинской помощи и повышения эффективности медицинских услуг. Далее будут рассмотрены основные методы и модели обработки информации, для решения рассмотренной ранее проблемы.

Методы обработки информации

Обработка изображений и диагностика

Рентгенология выделяется среди первых областей медицины, где искусственный интеллект активно внедряется для анализа медицинских изображений. За счет собранных данных врачи-рентгенологи получают возможность автоматической обработки изображений, при этом акцентируя внимание на тех снимках, которые ИИ считает подозрительными. Дальнейшее развитие позволяет системам классифицировать изображения по различным патологиям с увеличением объема данных. Обработка изображений играет ключевую роль в диагностике и мониторинге состояния новорожденных. Примерами методов и моделей обработки изображений в медицинских приложениях могут служить:

1. Метод сегментации изображений выделяет интересующие области на медицинских изображениях, например, органы или опухоли. Например, для диагностики заболеваний новорожденных может использоваться сегментация органов, таких как сердце или легкие, на изображениях ультразвуковых сканов.
2. Метод классификация изображений автоматически классифицирует медицинские изображения на основе их содержания. Например, с помощью глубоких нейронных сетей можно классифицировать рентгеновские снимки новорожденных на «нормальные» и «с патологиями», или распознавать признаки диабетической ретинопатии с применением классификационных математических моделей, что помогает врачам быстрее выявлять потенциальные проблемы [7].
3. Метод обнаружение аномалий позволяет определять аномальные образования или изменения на медицинских изображениях, что может помочь в раннем выявлении заболеваний. Например, обнаружение аномалий на изображениях рентгеновских снимков может помочь в выявлении врожденных пороков развития у новорожденных.
4. Синтез медицинских изображений создает синтетические изображения на основе имеющихся данных. Например, генеративные модели создают синтетические изображения ультразвуковых сканов для обучения алгоритмов диагностики без использования реальных клинических данных.

Далее приведен пример кода для сегментации изображений с использованием Python и библиотеки глубокого обучения TensorFlow (рис. 1).

Этот пример кода загружает предварительно обученную модель для сегментации изображений и использует ее для классификации медицинского изображения на основе содержания.

```

import tensorflow as tf

# Загрузка предварительно обученной модели сегментации
model = tf.keras.applications.MobileNetV2(weights='imagenet', include_top=False)

# Загрузка изображения
image = tf.keras.preprocessing.image.load_img('image.jpg', target_size=(224, 224))
input_arr = tf.keras.preprocessing.image.img_to_array(image)
input_arr = tf.expand_dims(input_arr, axis=0)

# Предсказание
predictions = model.predict(input_arr)

# Отображение результатов
results = tf.keras.applications.mobilenet_v2.decode_predictions(predictions)
print(results)

```

Рис. 1. Пример кода для сегментации изображений с использованием библиотеки TensorFlow

Нейронные сети для диагностики

Применение глубоких нейронных сетей в медицинских целях становится все более распространенным для диагностики и выявления патологий [8]. Глубокие нейронные сети могут быть обучены на больших объемах медицинских данных для автоматического обнаружения врожденных аномалий у новорожденных на рентгеновских снимках, ультразвуковых изображениях или других данных. В качестве примера можно привести одну из важных форм искусственного интеллекта, известную как сверточная нейронная сеть (CNN), которая может обнаруживать аномалии на снимках, что позволяет врачам быстро принимать решения о том, что делать дальше. Успешный анализ с использованием нейронных сетей заключается в следующем. В начале, собираются медицинские данные, включая изображения и числовые результаты, например, результаты анализов или электрокардиограммы. Далее, данные обрабатываются и приводятся к формату, пригодному для обучения нейронных сетей. Это может включать в себя масштабирование данных, устранение шума или преобразование изображений в удобный для работы формат. После этого нейронная сеть обучается на подготовленных данных с помощью алгоритмов глубокого обучения. В процессе обучения модель настраивается на характеристики данных и учится выделять патологии или другие интересные признаки. Обученная модель тестируется на отдельном наборе данных, чтобы оценить ее точность и эффективность. Это позволяет убедиться в том, что модель правильно обнаруживает патологии или другие интересные признаки. Пример кода для обучения нейронной сети на изображениях медицинских сканов с использованием библиотеки TensorFlow представлен на (рис. 2).

Здесь создается модель сверточной нейронной сети для анализа медицинских изображений и обучается

на тренировочных данных, используется библиотека TensorFlow.

Нейронные сети можно успешно применять не только к изображениям, но и к различным числовым данным. Довольно часто этот метод широко используется в медицинских исследованиях с целью прогнозирования заболеваний, классификации пациентов, анализа данных о лекарствах и так далее. Например, медицинские карты пациентов могут быть проанализированы с помощью нейронных сетей, которые включают, помимо прочего, результаты анализов крови, биомедицинские параметры, последние истории болезни, чтобы предсказать, являются ли они вероятными или маловероятными кандидатами на развитие диабета, сердечно-сосудистых заболеваний или рака, а также заболеваний в офтальмологии [9]. Нейронные сети могут анализировать данные о биомедицинских параметрах, таких как генетические данные или данные о белках, чтобы выявлять патологии, предсказывать ответ на лекарственные препараты и многое другое.

На рис. 3 приведен пример кода для прогнозирования заболеваний на основе медицинских данных с использованием библиотеки TensorFlow.

В этом примере модель нейронной сети обучается на медицинских данных с помощью библиотеки TensorFlow для прогнозирования заболеваний. Входные данные представлены в виде числовых признаков, а выходной слой использует сигмоидную активацию для предсказания вероятности заболевания.

Модели обработки информации

Системы поддержки принятия врачебных решений

Системы поддержки принятия врачебных решений — это программное обеспечение, которое связыва-

```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense
from tensorflow.keras.models import Sequential

# Создание модели сверточной нейронной сети
model = Sequential([
    Conv2D(16, (3, 3), activation='relu', input_shape=(256, 256, 3)),
    MaxPooling2D((2, 2)),
    Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D((2, 2)),
    Flatten(),
    Dense(64, activation='relu'),
    Dense(1, activation='sigmoid')
])

# Компиляция модели
model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# Обучение модели
model.fit(train_images, train_labels, epochs=10, validation_data=(test_images, test_labels))

```

Рис. 2. Пример кода для обучения нейронной сети на изображениях медицинских сканов

```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.models import Sequential

# Создание модели нейронной сети
model = Sequential([
    Dense(64, activation='relu', input_shape=(NUM_FEATURES,)),
    Dense(32, activation='relu'),
    Dense(1, activation='sigmoid')
])

# Компиляция модели
model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# Обучение модели
model.fit(train_features, train_labels, epochs=10, validation_data=(val_features, val_labels))

```

Рис. 3. Пример кода для прогнозирования заболеваний на основе медицинских данных с использованием библиотеки TensorFlow

ет большие медицинские данные с данными конкретного пациента, тем самым повышая эффективность врача и качество медицинских услуг [10]. СППВР в медицине становятся все более востребованными инструментами. Цель этих систем — предоставлять врачам медицинские консультации, касающиеся диагностики, лечения и ухода за детьми, основываясь на том, что им известно о состоянии пациента, истории болезни и медицинских нормах. СППР в значительной степени полагаются на инструменты искусственного интеллекта и машинного обучения (МО) при обнаружении и интерпретации клинических данных.

Для демонстрации работы системы поддержки принятия врачебных решений можно создать простой пример на языке Python. Для этого понадобится небольшая БД с медицинскими данными пациентов и некоторые правила для генерации рекомендаций на основе этих данных (рис. 4).

В данном примере создан класс `DecisionSupportSystem`, который принимает данные о пациенте при создании экземпляра. Метод `generate_recommendations` анализирует эти данные и возвращает список рекомендаций на основе правил, задан-

```

class DecisionSupportSystem:
    def __init__(self, patient_data):
        self.patient_data = patient_data

    def generate_recommendations(self):
        recommendations = []

        # Пример простых правил для генерации рекомендаций
        if self.patient_data['body_temperature'] > 38:
            recommendations.append("Подозрение на инфекцию. Рекомендуется начать антибиотикотерапию.")
        if self.patient_data['heart_rate'] > 160:
            recommendations.append("Тахикардия. Следует обратить внимание на состояние сердечной системы.")
        if self.patient_data['oxygen_saturation'] < 90:
            recommendations.append("Гипоксия. Необходимо обеспечить дополнительное кислородное насыщение.")

        return recommendations

# Пример использования СППР
patient_data = {
    'body_temperature': 38.5,
    'heart_rate': 165,
    'oxygen_saturation': 88
}

dss = DecisionSupportSystem(patient_data)
recommendations = dss.generate_recommendations()

print("Рекомендации для пациента:")
for recommendation in recommendations:
    print("-", recommendation)

```

Рис. 4. Пример кода системы поддержки принятия решений (СППР)

ных внутри метода. Затем создается экземпляр класса с данными о пациенте и вызывается метод `generate_recommendations`, чтобы получить рекомендации. Результат выводится на экран.

Прогностические модели

Прогностические модели в медицине используются для предсказания будущего состояния пациента на основе его текущих и исторических медицинских данных. Они помогают врачам принимать решения о лечении и уходе, предотвращая или минимизируя негативные последствия заболеваний. Модели могут включать различные методы, такие как статистические модели, машинное обучение и искусственный интеллект, и учитывать различные факторы, включая биологические показатели, результаты тестов, историю болезни и внешние условия. Примеры включают модели для предсказания вероятности развития диабета у новорожденных на основе генетических и клинических данных, а также модели для прогнозирования риска неврологических осложнений у недоношенных новорожденных на осно-

ве данных о показателях адаптации к окружающей среде. Пример простой прогностической модели на основе машинного обучения с использованием библиотеки Python `scikit-learn` (рис. 5).

Данный пример простой модели случайного леса для классификации данных. В реальных сценариях можно использовать более сложные алгоритмы и более крупные наборы данных для построения прогностических моделей.

Персонализированная медицина

Персонализированная медицина, также известная как медицина точного попадания или индивидуализированная медицина, представляет собой методологию оказания медицинской помощи, которая учитывает уникальные характеристики каждого пациента при принятии решений о диагностике, лечении и профилактике заболеваний. В отличие от традиционного подхода, который рассматривает пациентов с определенным заболеванием как однородную группу и предлагает стан-

```

# Импорт необходимых библиотек
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score

# Примерные данные
# Загрузка данных
X = [[1, 2], [3, 4], [5, 6], [7, 8]] # Признаки
y = [0, 1, 0, 1] # Метки классов

# Разделение данных на обучающий и тестовый наборы
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Инициализация модели случайного леса
model = RandomForestClassifier()

# Обучение модели на обучающем наборе данных
model.fit(X_train, y_train)

# Предсказание меток классов для тестового набора данных
y_pred = model.predict(X_test)

# Оценка точности модели
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

```

Рис. 5. Пример кода простой прогностической модели на основе МО с использованием библиотеки scikit-learn

дартные протоколы лечения, персонализированная медицина стремится адаптировать терапию к уникальным биологическим, генетическим, психологическим и социокультурным особенностям каждого пациента [12].

Цель персонализированной медицины — обеспечить максимальную эффективность лечения и минимизировать риски побочных эффектов за счет индивидуализации медицинской помощи. Этот подход позволяет избегать применения медикаментов, которые могут быть неэффективными или вызывать нежелательные реакции у конкретного пациента, и выбирать наиболее подходящие методы лечения, оптимальные дозировки и сроки терапии на основе уникальных особенностей его организма. Применение персонализированной медицины широко распространено в таких областях, как онкология, кардиология, неврология и генетика. Офтальмология также не является исключением. С помощью современных методов молекулярной диагностики и анализа генома возможно определение индивидуальных генетических факторов риска и прогнозирование эффективности лечения. Примеры персонализированной медицины включают подбор наиболее подходящих лекарственных препаратов на основе генетических данных пациента, индивидуализацию дозировок лекарств, применение целенаправленной терапии в онкологии и разработку индивидуальных рекомендаций по образу жизни и диете на основе генетического анализа.

Персонализированная медицина в офтальмологии у новорожденных ведет учет индивидуальных особенностей каждого ребенка при диагностике, лечении и профилактике заболеваний глаз. Учитывая, что новорожденные имеют уникальные физиологические и анатомические особенности глаз, такие как незрелая сетчатка и развивающиеся структуры, точечный подход к офтальмологической помощи становится крайне важным.

Применение персонализированной медицины в офтальмологии может включать в себя:

1. Генетический скрининг

Использование генетических тестов для выявления наследственных заболеваний глаз у новорожденных, таких как врожденные глаукомы, катаракта или дегенерация сетчатки. Это позволяет определить индивидуальный генетический риск и предпринять профилактические меры или назначить подходящее лечение.

2. Раннее выявление заболеваний

Использование специализированных методов обследования, таких как скрининг на глазное дно с использованием инструментов, специально разработанных для новорожденных. Раннее обнаружение патологий, таких как ретинопатия недоношенных или врожденные дефекты зрения, позволяет своевременно начать лечение и минимизировать возможные осложнения.

```

# Определение правил для оценки риска развития слепоты у младенцев с РН
1 usage
def evaluate_blindness_risk(patient_data):
    risk_score = 0

    # Проверяем клинические данные пациента
    if patient_data['gestational_age'] < 32:
        risk_score += 3

    if patient_data['birth_weight'] < 1500:
        risk_score += 4

    if patient_data['oxygen_therapy'] and patient_data['duration_of_therapy'] > 7:
        risk_score += 5

    # Проверяем наличие генетических факторов
    if patient_data['family_history'] == 'positive':
        risk_score += 2

    # Проверяем наличие выраженной ретинопатии недоношенных
    if patient_data['severity_of_retinopathy'] == 'severe':
        risk_score += 6

    return risk_score

# Входные данные о пациенте
patient_data = {
    'gestational_age': 28, # Возраст при рождении в неделях
    'birth_weight': 1200, # Вес при рождении в граммах
    'oxygen_therapy': True, # Наличие кислородотерапии
    'duration_of_therapy': 10, # Продолжительность кислородотерапии в днях
    'family_history': 'positive', # Семейный анамнез
    'severity_of_retinopathy': 'severe' # Выраженность ретинопатии
}

# Оценка риска развития слепоты на основе входных данных
risk_score = evaluate_blindness_risk(patient_data)

# Вывод результата
if risk_score >= 15:
    print("Пациент имеет высокий риск развития слепоты.")
else:
    print("Пациент имеет низкий риск развития слепоты.")

```

Рис. 6. Пример кода алгоритма принятия решения на основе правил, используемых в экспертной системе

3. Индивидуализированное лечение

Выбор методов лечения и хирургических вмешательств, учитывающих особенности глаза каждого ребенка.

4. Долгосрочное наблюдение

Организация персонализированных программ наблюдения и мониторинга состояния глаз у новорожденных с высоким генетическим или клиническим риском развития заболеваний. Это позволяет своевременно

выявлять изменения и принимать необходимые меры по поддержанию здоровья глаз.

Экспертные системы с числовыми данными

Экспертные системы (ЭС) представляют собой специализированные программы в области искусственного интеллекта, способные использовать накопленные знания для решения конкретных задач или предоставления рекомендаций в узких областях [13].

В медицинских экспертных системах заложен обширный опыт врачей, накопленный в процессе диагностики и лечения различных заболеваний. Эти системы обладают широким спектром применения, поскольку они учитывают разнообразие тяжести заболеваний и необходимый уровень медицинского вмешательства.

Экспертные системы могут быть различными по профилю решаемых задач:

- Диагностические
- Мониторинговые
- Проектные
- Прогностические
- Планирующие
- Обучающие
- Интерпретирующие
- Поддерживающие принятие решений

Кроме того, различают системы по методам представления знаний: традиционные, основанные на эмпирических моделях и логических операциях, и гибридные, использующие несколько моделей мышления для комплексного анализа. Экспертные системы также классифицируются по динамичности данных: статические, динамические и квазидинамические. В квазидинамических системах данные обновляются периодически. Медицинские экспертные системы, как правило, являются динамическими, поскольку они работают с постоянно обновляющимися данными о пациентах. Любая экспертная система состоит из следующих компонентов [14]:

- Пользовательский интерфейс, который обеспечивает взаимодействие пользователя с системой.
- Рабочая память (база данных), хранящая информацию по текущей задаче.
- База знаний, содержащая все данные о предметной области и правила их обработки.

- Механизм логического вывода, который применяет знания из базы знаний к исходным данным для решения задачи.
- Компонент объяснения, показывающий этапы и логику решения задачи.
- Компонент получения знаний, обеспечивающий ввод новых данных в базу знаний экспертами.

Следующий пример кода демонстрирует простой алгоритм принятия решения на основе правил, которые могли бы использоваться в экспертной системе (рис. 6).

Данный пример демонстрирует простое правило оценки риска развития слепоты у младенцев с ретинопатией недоношенных на основе клинических и генетических данных. В реальной экспертной системе обычно используются более сложные правила и больше разнообразных данных пациента для точной оценки риска.

Стоит отметить, что интеграция с медицинскими системами, телемедицинские консультации и система мониторинга пациентов также способствуют своевременному оказанию медицинской помощи.

Заключение

В результате исследования можно сделать вывод о том, что использование современных информационных технологий и методов искусственного интеллекта в медицине, особенно в контексте ухода за глубоко недоношенными младенцами, представляет собой важный инструмент для повышения эффективности и точности медицинской помощи. Анализ различных аспектов применения ИИ, включая диагностику, прогнозирование осложнений и принятие оптимальных решений позволил выделить современные подходы и технологии, способные повысить шансы на здоровое развитие маленьких пациентов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Каталевская Е.А., Каталевский Д.Ю., Тюриков М.И. и др. Перспективы использования искусственного интеллекта в диагностике и лечении заболеваний сетчатки. *Клиническая офтальмология*. 2022;22(1):36–43. DOI: 10.32364/2311-7729-2022-22-1-36-43.
2. Моршин Андрей Владимирович. «Глубинное машинное обучение» *Известия Тульского государственного университета. Технические науки*, no. 3, 2019, pp. 270–273.
3. Гарри Д.Д., Саакян С.В., Хорошилова-Маслова И.П., Цыганков А.Ю., Никитин О.И., Тарасов Г.Ю. Методы машинного обучения в офтальмологии. *Обзор литературы. Офтальмология*. 2020;17(1):20–31. <https://doi.org/10.18008/1816-5095-2020-1-20-31>.
4. Хосни А., Пармар К., Квакенбуш Дж. и др. Искусственный интеллект в радиологии. *Nat Rev Cancer* 18, 500–510 (2018). <https://doi.org/10.1038/s41568-018-0016-5>.
5. Джонсон К.Б., Вэй В.К., Виратне Д., Фриссе М., Мисулис К., Ри К., Чжао Дж., Сноудон Дж.Л. Точная медицина, искусственный интеллект и будущее персонализированного здравоохранения. *Клинический перевод и наука*. 2021, январь;14(1):86–93. doi: 10.1111/cts.12884. Epub 2020, 12 октября. PMID: 32961010; PMCID: PMC7877825.
6. Бурсов АИ. Применение искусственного интеллекта для анализа медицинских данных. *Альманах клинической медицины*. 2019;47(7):630–3. a01: 10.18786/2072-0505-2019-47071.
7. Мамедов Т.Х., and Наркевич А.Н. «Распознавание признаков диабетической ретинопатии с применением классификационных математических моделей» *Вестник новых медицинских технологий*, vol. 28, no. 2, 2021, pp. 107–110. doi:10.24412/1609-2163-2021-2-107-110.

8. Камаль С.А., Инь С., Цянь Б., Чжан П. Интерпретируемая модель прогнозирования рисков для здравоохранения с учетом специфики. Решение BMC Med Inform от 30 декабря 2020 г. № 20(Дополнение 11):307. doi: 10.1186/s12911-020-01331-7. PMID: 33380322; PMCID: PMC7772928.
9. Амиша, Малик П., Патания М., Ратхаур В.К. Обзор применения искусственного интеллекта в медицине. J Семейный медицинский центр Prim Care. Июль 2019 г.;8(7):2328–2331. doi: 10.4103/jfmpc.jfmpc_440_19. PMID: 31463251; PMCID: PMC6691444.
10. Коуз У., Деперлиоглу О., Алзуби Дж., Патрут Б. Будущее систем поддержки принятия медицинских решений. Глубокое обучение для систем поддержки принятия медицинских решений. 18 июня 2020;909:157–71. doi: 10.1007/978-981-15-6325-6_10. Идентификационный номер PMC: PMC7298991.
11. Саттон Р.Т., Пинкок Д., Баумгарт Д.К. и др. Обзор систем поддержки принятия клинических решений: преимущества, риски и стратегии достижения успеха. *npj Digit. Med.* 3, 17 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0221-y>.
12. Лаура Х. Гетц, Николас Дж. Шорк, Персонализированная медицина: мотивация, проблемы и прогресс, Фертильность и бесплодие, Том 109, выпуск 6, 2018, Страницы 952–963, ISSN 0015-0282, <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2018.05.006>.
13. Ли Чжоу, Маргарита Сордо, глава 5 «Экспертные системы в медицине», Редактор(ы): Лей Син, Мэриэллен Л. Гигер, Джеймс К. Мин, Искусственный интеллект в медицине, Academic Press, 2021, Страницы 75–100, ISBN 9780128212592, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821259-2.00005-3>.
14. Сегал, Н.К., Бхатт, РСР, Акен, Дж.М. (2023). Будущие тенденции в облачных вычислениях. В: Облачные вычисления с безопасностью и масштабируемостью. Спрингер, Чам. https://doi.org/10.1007/978-3-031-07242-0_15.

© Золотухин Святослав Александрович (svt.sci.lab@ya.ru); Болбаков Роман Геннадьевич (bolbakov@mirea.ru)
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»