

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ОЦЕНКЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ РИСКОВ

А.Н. СИМОНОВИЧ

Аннотация: Искусственные нейронные сети - это один из ключевых инструментов в области искусственного интеллекта, предназначенный для решения задач классификации, прогнозирования и распознавания паттернов в сложных, многомерных данных. По своей структуре искусственные нейронные сети имитируют работу биологических нейронов, объединённых в слои и способных к обучению на основе опыта (данных). Состоят из слоёв: входных, нескольких скрытых и выходного, соединённых между собой взвешенными связями. Благодаря нелинейным активационным функциям такие сети способны аппроксимировать любые непрерывные функции и извлекать сложные взаимосвязи из данных [1].

Основы нейронных сетей и их применимость к задачам охраны труда

Классифицируя по архитектуре связей искусственных нейронных сетей можно разделить на два класса (рис. 1): сети прямого действия, в которых граф не имеет петель, и сети с обратными связями (или же рекуррентные).

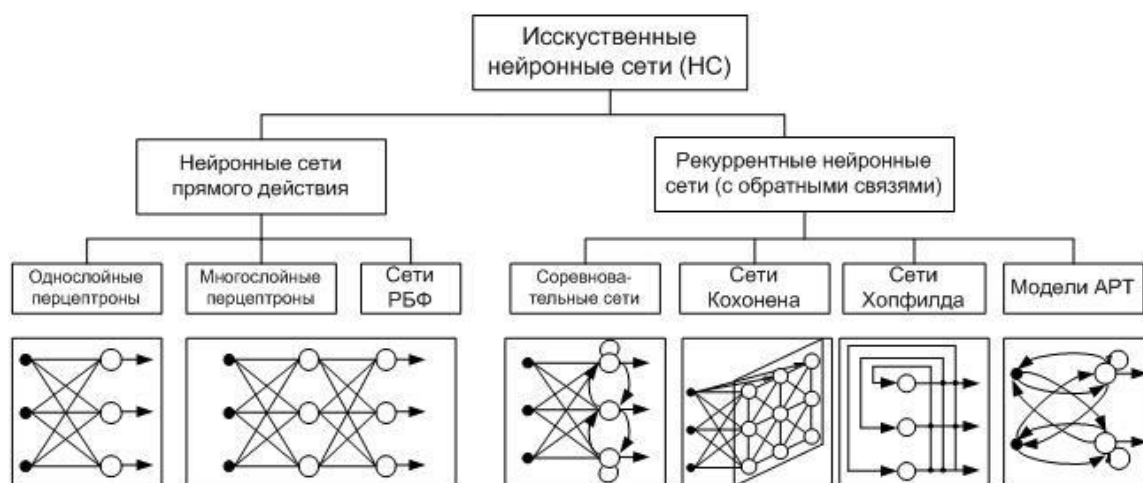


Рис. 1 Архитектура связей ИНС

Применимость нейронных сетей к задачам охраны труда обусловлена рядом факторов:

- способность анализировать большие и разнотипные массивы данных (Big Data);
- возможность выявления скрытых, нелинейных взаимосвязей между факторами;
- высокая чувствительность к индивидуальным особенностям работников;
- способность к адаптации при изменении параметров среды (перенастройка, дообучение).

В контексте оценки рисков профессиональных заболеваний, нейронные сети могут использоваться для анализа как количественных (например, физиологических показателей), так и качественных данных (анкеты, субъективные оценки), что делает их особенно эффективными в условиях IT-сферы, где источники риска часто носят

латентный характер.

Искусственные нейронные сети представляют собой разновидность алгоритмов машинного обучения, разработанных по аналогии с функционированием биологических нейронов. Основной задачей искусственных нейронных сетей является выявление скрытых закономерностей в данных и формирование прогнозов на основе полученных шаблонов.

Искусственные нейронные сети состоят из трех типов слоев: входного, одного или нескольких скрытых и выходного. Каждый слой включает набор нейронов, связанных с соседними слоями с помощью синаптических весов. В процессе обучения сеть адаптирует веса, минимизируя ошибку предсказания – это позволяет модели «запоминать» структуру данных и применять её к новым входам.

В зависимости от архитектуры и назначения различают:

- **Полносвязные нейронные сети (Feedforward Neural Networks, FFNN)** – наиболее базовая форма ИНС, используемая для задач классификации, регрессии и оценки.

- **Сверточные нейронные сети (CNN)** – используются для анализа изображений рабочего места или захвата позы. Применение CNN (включая ResNet, DenseNet, GoogLeNet) уже доказало свою эффективность в медицинской диагностике, например, для анализа рентген-снимков при профессиональных заболеваниях [3]. Также активно используются CNN для анализа поз и определения дефектной позы с помощью носимых сенсоров (IMU). Сети CNN успешно анализируют позу работников в реальном времени, основываясь на видео или изображениях, с точностью до 93–96 %.

- **Рекуррентные нейронные сети (RNN)** – эффективны при обработке биометрических временных рядов (пульс, EMG, уровень стресса). В работе StageNet используется stage-aware LSTM для прогнозирования состояния здоровья с учетом стадий заболевания, что позволяет повысить точность предсказаний [4].

- **Глубокие нейронные сети (DNN)** – многослойные ИНС, способные выявлять сложные паттерны в высокоразмерных выборках.

- Многослойный персептрон (MLP) – классическая структура для табличных или простых вещественных данных. Эффективен для задач классификации и регрессии, обработки табличных форм профиля работников, условий труда и медицинских показателей. Подходят для структурированных табличных данных (анкеты, физиологические метрики, эргономические параметры рабочего места). Например, в исследовании по предупреждению эргономических рисков была разработана MLP с 5 входами и одним скрытым слоем для классификации допустимых и недопустимых условий работы [2].

- Гибридные модели CNN-LSTM – комбинируют анализ изображений или позы (CNN) с временной динамикой (LSTM) – подходят для оценки эргономических рисков в динамике. Исследования по мониторингу позы используют CLSTM-архитектуры с носимыми сенсорами для распознавания работоспособных и потенциально вредных поз. Гибридные модели CNN-LSTM позволяют учитывать динамику движений (например, оценка мышечного напряжения при подъемах), применимая и в офисной среде.

Для задач, связанных с оценкой профессиональных рисков, особенно в IT-сфере, наибольшую применимость имеют FFNN и DNN, поскольку они позволяют

обрабатывать как числовые, так и категориальные данные, в том числе результаты анкетирования, биометрию, данные о режиме работы и субъективные жалобы.

Нейронные сети могут выявлять сложные корреляции между разнообразными показателями – физическими, психологическими, эргономическими – что позволяет эффективно прогнозировать развитие профзаболеваний. Их способность адаптироваться к изменяющимся входным данным позволяет выполнять точный анализ без ручного изменения правил. Нейронные сети (например, гибриды CNN–LSTM) способны агрегировать данные из анкет, видеозаписей позы, биометрических сенсоров и текстовых отчетов, предоставляя целостную картину здоровья работника, могут непрерывно обучаться при поступлении новых данных, позволяя быстро реагировать на изменения в условиях труда, требования законодательства и персональное состояние сотрудников.

Нейронные сети могут заменять ручные экспертные оценки (Job-specific Modules), обеспечивая быструю, объективную и масштабируемую оценку риска - важный шаг к цифровой трансформации охраны труда [5].

Использование нейронных сетей в оценке профессиональных рисков тем самым предлагает:

- высокую точность и реактивную адаптацию;
- объединение множества типов данных в единую систему;
- автоматизированный подход с возможностью реального мониторинга;
- инструменты для обеспечения устойчивости и доверия.

Эти аргументы обосновывают оправданность перехода на нейросетевые технологии в оценке рисков здоровья IT-специалистов.

Список использованных источников

1. ANN vs. CNN vs. RNN vs. LSTM: Understanding the Differences in Neural Networks [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://medium.com/%40hassaanidrees7/ann-vs-cnn-vs-rnn-vs-lstm-understanding-the-differences-in-neural-networks-94486cbb6d5a> – Дата доступа: 18.05.2025
2. Improving Workplace Safety and Health Through a Rapid Ergonomic Risk Assessment Methodology Enhanced by an Artificial Intelligence System [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mdpi.com/2571-5577/7/6/103> – Дата доступа: 18.05.2025
3. Artificial intelligence in advancing occupational health and safety: an encapsulation of developments [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10878366/> – Дата доступа: 18.05.2025
4. StageNet: Stage-Aware Neural Networks for Health Risk [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3366423.3380136> – Дата доступа: 18.05.2025
5. Artificial Neural Networks and Job-specific Modules to Assess Occupational Exposure [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.academia.edu/16669868/Artificial_Neural_Networks_and_Job_specific_Modules_to_Assess_Occupational_Exposure?utm_source=chatgpt.com - Дата доступа: 18.05.2025