

Hybrid Fuzzy Neural Networks (HFNNs): Исследование объединения нечеткой логики и нейронных сетей

А. К. Петрова

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

akpetrova@etu.ru

С. Е. Абрамкин

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

abrsergey@yandex.ru

Аннотация. В настоящее время наблюдается растущий интерес к гибридным моделям, которые объединяют преимущества различных подходов для решения сложных задач. Одним из таких гибридных подходов является Hybrid Fuzzy Neural Networks (HFNNs), который сочетает возможности нечеткой логики и искусственных нейронных сетей. Исследованию архитектуры, преимуществ и применений HFNNs, а также их потенциалу в решении реальных задач управлению газотранспортной сетью посвящена данная статья.

Ключевые слова: нечеткая логика, давление, расход газа, нейронные сети, гибридные сети

I. ВВЕДЕНИЕ

Газотранспортные системы играют ключевую роль в обеспечении энергетической безопасности и экономической стабильности. Для эффективной работы этих систем необходимо минимизировать физические потери газа, которые могут возникать из-за различных технологических и эксплуатационных факторов. Одним из ключевых факторов, влияющих на расход газа, является давление [1–5].

Традиционные математические модели часто не могут адекватно отражать сложность системы из-за нелинейности входных факторов и необходимости гибкости в настройках. В таких случаях нечеткая логика становится одним из наиболее эффективных инструментов для повышения эффективности управления [5–6]. В последние годы наблюдается растущий интерес к гибридным моделям, которые объединяют преимущества различных подходов для решения сложных задач. Одним из таких гибридных подходов являются Hybrid Fuzzy Neural Networks (HFNNs), которые сочетают возможности нечеткой логики и искусственных нейронных сетей.

II. АРХИТЕКТУРА И ПРИНЦИПЫ РАБОТЫ HFNNs

HFNNs представляют собой комбинацию нечеткой логики и нейронных сетей, где нечеткая логика обеспечивает обработку неопределенных и неточных данных, а нейронные сети – возможности обучения. Архитектура HFNNs обычно включает в себя несколько слоев, включая входной слой, скрытые слои и выходной слой. В отличие от традиционных нейронных сетей, HFNNs используют нечеткие правила и функции

принадлежности для обработки входных данных и моделирования сложных отношений между переменными. Гибридная природа HFNN позволяет им эффективно обрабатывать данные с различной степенью неопределенности и включать человеческие рассуждения в процесс принятия решений. [7–10]

HFNNs имеют несколько ключевых преимуществ, которые делают их привлекательными для решения реальных задач [7–10]:

- **Обработка неопределенности:** HFNNs могут эффективно обрабатывать неопределенность и неточность в данных, что особенно важно в приложениях, где данные часто бывают нечеткими или неполными.
- **Интерпретируемость:** нечеткая логика обеспечивает интерпретируемость моделей, что позволяет понимать процесс принятия решений и включать экспертные знания.
- **Мощные Возможности Обучения:** Нейронные сети в HFNNs обеспечивают мощные возможности обучения и распознавания образов, что позволяет модели учиться на больших наборах данных и делать точные прогнозы.

Применения HFNNs включают [7–10]:

- **Распознавание образов:** HFNNs показали высокую эффективность в задачах распознавания образов, таких как анализ изображений и речи.
- **Медицинская диагностика:** HFNNs используются в медицинской диагностике для раннего выявления заболеваний и повышения точности радиологической диагностики.
- **Финансовое прогнозирование:** HFNNs применяются в финансовом секторе для прогнозирования рыночных тенденций и управления рисками.

III. ИССЛЕДОВАНИЕ НА РЕАЛЬНЫХ ДАННЫХ ПО РАСХОДУ ГАЗА

В рамках этого исследования для демонстрации работы HFNNs были использованы реальные данные о давлении и расходе газа на Калининградском участке Северо-Западного участка ГТС.

С использованием среды Engage реализованы нечеткие правила и функции принадлежности для обработки данных

Для визуализации результатов были построены графики функций принадлежности (рис. 1 и 2), поверхности вывода (рис. 3).

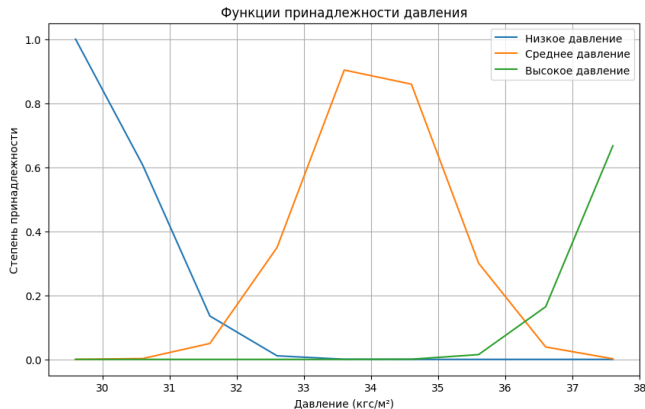


Рис. 1. Функции принадлежности нечеткой переменной «Давление»

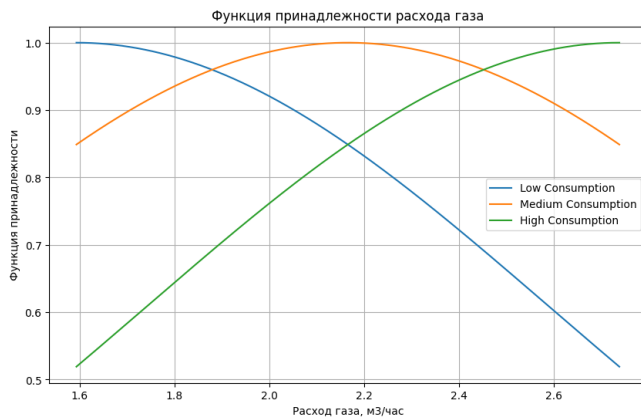


Рис. 2. Функции принадлежности нечеткой переменной «Расход газа»



Рис. 3. График нечеткого вывода, зависимости расхода газа от давления на входе трубопровода

На данном этапе исследования применены простые нечеткие правила:

- Если давление низкое, то расход газа низкий.

- Если давление среднее, то расход газа средний.
- Если давление высокое, то расход газа высокий.

Для каждого правила используются функции принадлежности типа Gaussian, подобранные в результате компьютерных экспериментов, которые описывают степень принадлежности каждого значения давления к категориям «низкое», «среднее» и «высокое».

Следующим шагом, также с использованием среды Engage, была обучена LSTM-нейронная сеть. На вход нейронной сети подаются масштабированные данные `fuzzy_data_scaled`, которые были предварительно обработаны с помощью нечеткой логики. Эти данные представляют собой расход газа, рассчитанный на основе давления с помощью нечетких правил.

Набор данных разделен на обучающую и тестовую выборку в пропорции 80 % и 20 % исходного набора данных соответственно.

Архитектура нейронной сети представляет собой рекуррентную нейронную LSTM (Long Short-Term Memory). Это тип рекуррентной нейронной сети, который хорошо подходит для обработки временных рядов.

Архитектура нейронной сети, также подобранная в результате компьютерных экспериментов:

Вход: Временные ряды, где каждый элемент является масштабированным значением расхода газа.

Слой 1: LSTM с 64 нейронами.

Слой 2: LSTM с 32 нейронами.

Слой 3: Выходной слой с 1 нейроном.

Функция активации: Для скрытых слоев по умолчанию используется функция активации `tanh` для LSTM. Для выходного слоя используется линейная функция активации, что подходит для задач регрессии.

Оптимизатор: Adam.

Функция потерь: Mean Squared Error (MSE).

Сеть обучилась за 5 эпох.

Рис. 4 и 5 иллюстрируют графики ошибки обучения и прогнозов нейронной сети.

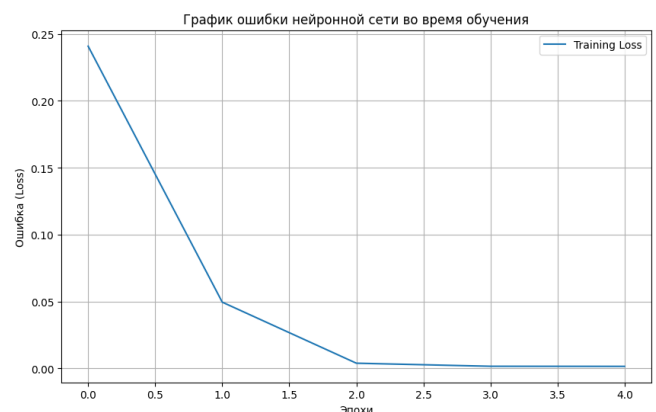


Рис. 4. График ошибки нейронной сети во время обучения

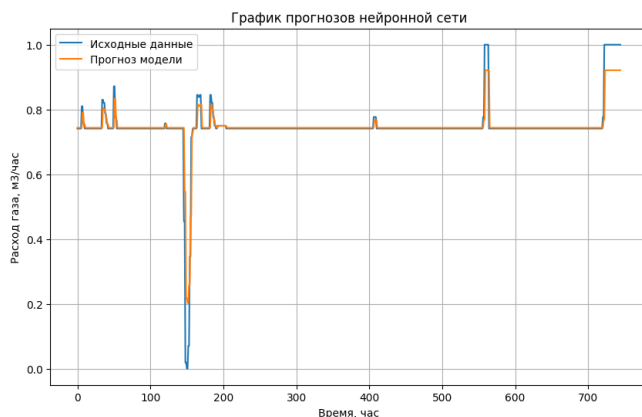


Рис. 5. Результаты предсказания нейронной сети, обученной на нечетких правилах

Результаты показали высокую точность прогнозирования и эффективность HFNNs в обработке неопределенных данных, гибридная модель адекватно отражает зависимость расхода от давления. Несмотря на то, что в данном простом случае для прогнозирования расхода газа может быть достаточным использование и одной нейронной сети, в общих случаях зашумленных данных с большим количеством нелинейных воздействий, гибридная модель может показать результаты лучше, потому что она сочетает сильные стороны нечеткой логики и нейронных сетей:

- Нечеткая логика обрабатывает неопределенность и обеспечивает интерпретируемость.
- Нейронная сеть обеспечивает высокую точность и способность учиться на сложных данных.

Такой подход может быть более эффективным или более надежным, особенно при работе с шумными или неопределенными данными.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Hybrid Fuzzy Neural Networks (HFNNs) представляют собой перспективный инструмент для решения задач в различных областях. Объединяя преимущества нечеткой логики и нейронных сетей, HFNNs могут обеспечить эффективную обработку неопределенных данных и возможности обучения, повышая эффективность управления производственными процессами, в том числе в газотранспортной системе.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Игнатьев А.А. Оценка причин разбаланса объемов газа в системе «поставщик – потребитель» // Газовая промышленность. 2010. № 6. С. 20–22.
- [2] Саликов А.Р. Разбаланс в сетях газораспределения // Газ России. 2015. № 4. С. 36–41.
- [3] Хворов Г.А., Козлов С.И., Акопова Г.С., Евстифеев А.А. Сокращение потерь природного газа при транспортировке по магистральным газопроводам ОАО «Газпром» // Газовая промышленность. 2013. № 12. С. 66–69.
- [4] Слободчиков К.Ю. Метод формирования расчетных примеров для диспетчерских задач транспорта газа, // Газовая Промышленность 2018;3:78-86
- [5] Петрова А.К. Метод синтеза алгоритма управления балансом газа в региональной газотранспортной системе. Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2023, №16. №6. С. 42-51.
- [6] Дилигенский Н.В., Дымова Л.Г., Севастьянов П.В. Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология. М.: «Издательство Машиностроение – I», 2004.
- [7] Schnepapat AI. Hybrid Fuzzy Neural Networks (HFNNs) [Электронный ресурс]. URL: <https://schnepapat.com/hybrid-fuzzy-neural-networks-hfnn.html> (дата обращения: 17.03.2025).
- [8] Hierarchical Fuzzy Neural Networks with Privacy Preservation for Heterogeneous Data. [Электронный ресурс]. URL: <https://opus.lib.uts.edu.au/bitstream/10453/147214/3/Hierarchical%20Fuzzy%20Neural%20Networks.pdf> (дата обращения: 17.03.2025).
- [9] Application of Hybrid Neural Networks and Fuzzy Logic in Medical Diagnostics. [Электронный ресурс]. URL: <https://consensus.app/questions/research-application-hybrid-neural-network-fuzzy-logic/> (дата обращения: 17.03.2025).
- [10] Hybrid Fuzzy Neural Network Applications in the Healthcare. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.ijcrt.org/papers/IJCRT2311403.pdf> (дата обращения: 17.03.2025).