

Экспериментальное исследование эффективности нечеткой логики для диагностики заболеваний желудка

15 декабря 2025 г.

Гипотеза исследования

Гипотеза: Нечеткая логическая система, основанная на экспертных правилах о визуальных характеристиках тканей желудка, может эффективно классифицировать образцы на категории "Норма" "Дисплазия" "Рак" с точностью, сопоставимой с упрощенным пороговым методом, но при этом давать более информативную степень уверенности в диагнозе для пограничных случаев.

1 Методология исследования

1.1 Метод 1: Пороговый подход

Пороговая модель построена по принципу упрощенных клинических протоколов. Каждый из трех параметров оценивается по шкале от 0 до 10, затем вычисляется взвешенная сумма:

$$S = 0.4 \cdot A \cdot 10 + 0.35 \cdot P \cdot 10 + 0.25 \cdot M \cdot 10 + \varepsilon$$

где:

- A – атипия ядер (0-10)
- P – полиморфизм клеток (0-10)
- M – активность митозов (0-10)
- $\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, 3)$ – шум, имитирующий вариативность экспертных оценок

Для классификации используются жесткие пороги:

- $S < 35$: класс "normal"
- $35 \leq S < 65$: класс "dysplasia"
- $S \geq 65$: класс "cancer"

1.2 Метод 2: Нечеткая логика

1.2.1 Архитектура системы

Система реализует вывод Мамдани с тремя входными и одной выходной переменной:

- **Входные переменные** (шкала 0-10):
 - Атипия ядер (atypia)
 - Полиморфизм клеток (polymorphism)
 - Активность митозов (mitosis)
- **Выходная переменная** (шкала 0-100):
 - Диагностический балл (diagnosis_score)
- **Термы для каждой переменной:**
 - low (низкий)
 - medium (средний)
 - high (высокий)

1.2.2 Функции принадлежности

Использованы гауссовые функции для обеспечения плавных переходов:

$$\mu_{\text{low}}(x) = e^{-\frac{(x-1.5)^2}{2 \cdot 1.2^2}}, \quad \mu_{\text{medium}}(x) = e^{-\frac{(x-5.0)^2}{2 \cdot 1.5^2}}, \quad \mu_{\text{high}}(x) = e^{-\frac{(x-8.5)^2}{2 \cdot 1.2^2}}$$

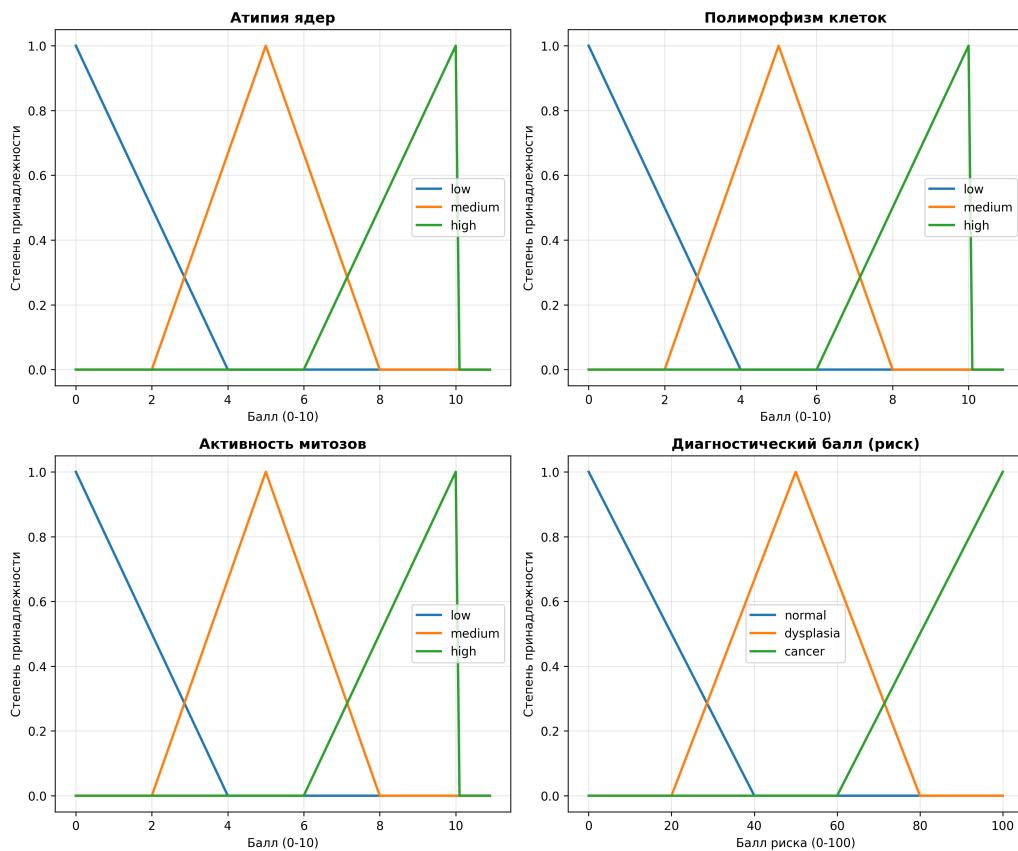


Рис. 1: Функции принадлежности для входных и выходных переменных

На Рисунке 1 показаны плавные переходы между термами. В отличие от порогового метода, где границы четкие, здесь значение может одновременно принадлежать нескольким категориям с разной степенью уверенности.

1.2.3 Экспертные правила

Система содержит 7 правил, формализующих медицинские знания:

1. **Правило для противоречивых показателей:** Если атипия высокая И митозы низкие ТО средний риск (вес 0.8)
2. **Правило для неопределенных случаев:** Если все показатели средние ТО средний риск (вес 1.0)
3. **Правило для слабо выраженной патологии:** Если атипия низкая И полиморфизм средний И митозы низкие ТО низкий риск (вес 0.6)
4. **Правило для явной патологии:** Если все показатели высокие ТО высокий риск (вес 0.9)
5. **Правило для нормы:** Если все показатели низкие ТО низкий риск (вес 0.9)
6. **Правило для выраженных изменений:** Если атипия высокая И полиморфизм высокий И митозы средние ТО высокий риск (вес 0.7)
7. **Правило для изолированного признака:** Если атипия высокая И остальные низкие ТО средний риск (вес 0.8)

1.2.4 Процесс вывода

1. **Фазификация:** Перевод входных значений в степени принадлежности
2. **Активация правил:** Вычисление степени выполнения каждого правила
3. **Агрегация:** Объединение результатов всех правил
4. **Дефазификация:** Метод центра тяжести для получения итогового балла

1.3 Генерация тестовых данных

Для оценки моделей создан синтетический датасет образцов с тремя типами случаев:

1.3.1 Четкие случаи (36%)

- **Норма:** все параметры < 3
- **Рак:** все параметры > 7

1.3.2 Пограничные случаи (36%)

- Все параметры в диапазоне 3-7
- Случайное распределение между классами
- Имитируют диагностически сложные случаи

1.3.3 Противоречивые случаи (28%)

- Высокая атипия + низкие митозы: атипия > 7, остальные < 4
- Смешанная картина: разнонаправленные изменения параметров
- Требуют экспертной интерпретации

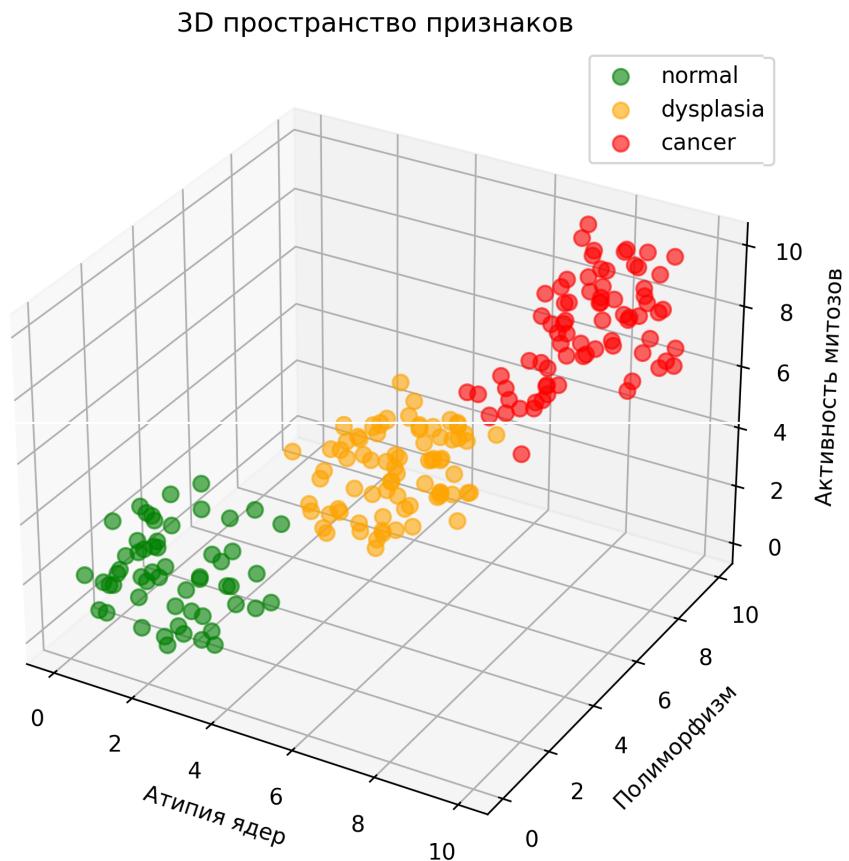


Рис. 2: 3D пространство признаков с распределением образцов

На Рисунке 2 видно распределение образцов в пространстве признаков. Зеленые точки (норма) сосредоточены в области низких значений, красные (рак) – в области высоких значений, оранжевые (дисплазия) занимают промежуточную зону с частичным перекрытием.

2 Результаты и анализ

2.1 Матрица ошибок нечеткой системы

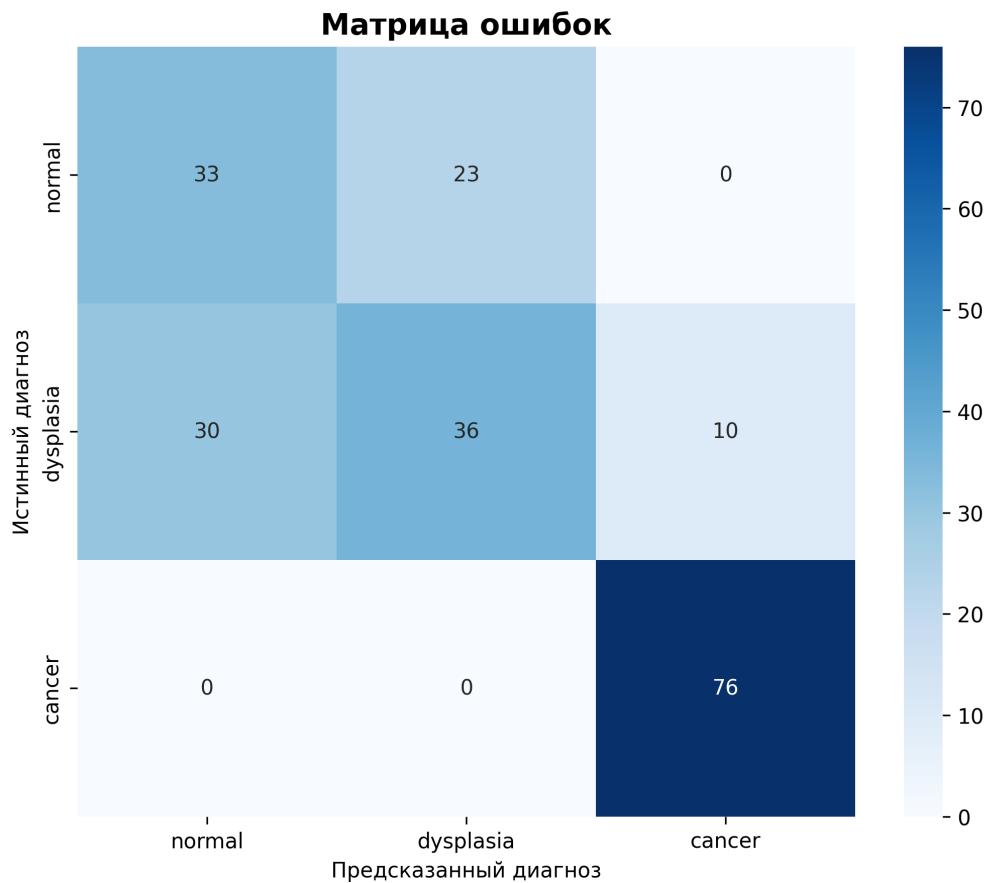


Рис. 3: Матрица ошибок для нечеткой системы

На Рисунке 3 представлена матрица ошибок нечеткой системы:

- **Диагональ:** правильно классифицированные случаи
- **Вне диагонали:** ошибки классификации
- Ошибки: 23 случая нормальных данных ошибочно отнесены к дисплазии
- 30 случаев дисплазии ошибочно отнесены к норме
- 10 случаев дисплазии ошибочно отнесены к раку

Матрица показывает, что система чаще всего ошибается, путая дисплазию с соседними классами, что отражает объективную сложность классификации пограничных состояний.

2.2 Распределение диагностических баллов

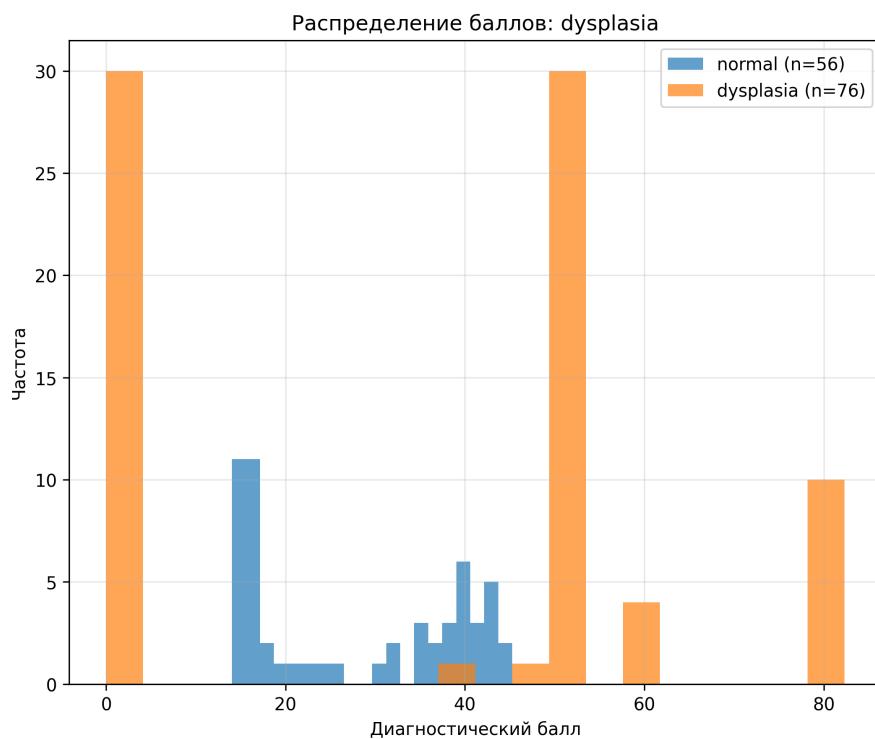


Рис. 4: Распределение предсказанных баллов по классам

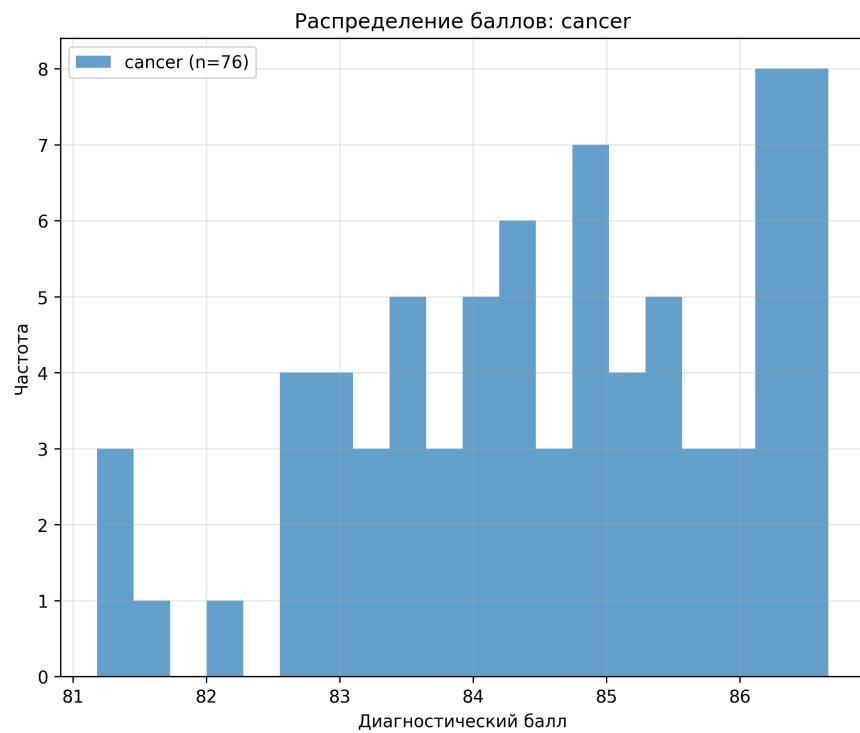


Рис. 5: Распределение предсказанных баллов по классам

На Рисунках 4 и 5 показаны гистограммы распределения предсказанных баллов для каждого истинного класса:

2.2.1 Класс «cancer»

- Основная масса: 80-100 баллов
- Распределение смещено вправо, что соответствует высокой уверенности в диагнозе

2.2.2 Класс «dysplasia»

- Бимодальное распределение: пики в зонах 0-10 и 50 баллов
- Широкий разброс: от 0 до 80 баллов
- Отражает неоднородность категории "дисплазия"

2.2.3 Класс «normal»

- Узкое распределение: 10-50 баллов
- Пик в зоне 10-20 баллов
- Мало случаев в диапазоне 20-40 баллов

Бимодальность распределения для дисплазии особенно показательна: она демонстрирует, что эта категория действительно содержит два подтипа – ближе к норме и ближе к раку.

2.3 Сравнительный анализ моделей

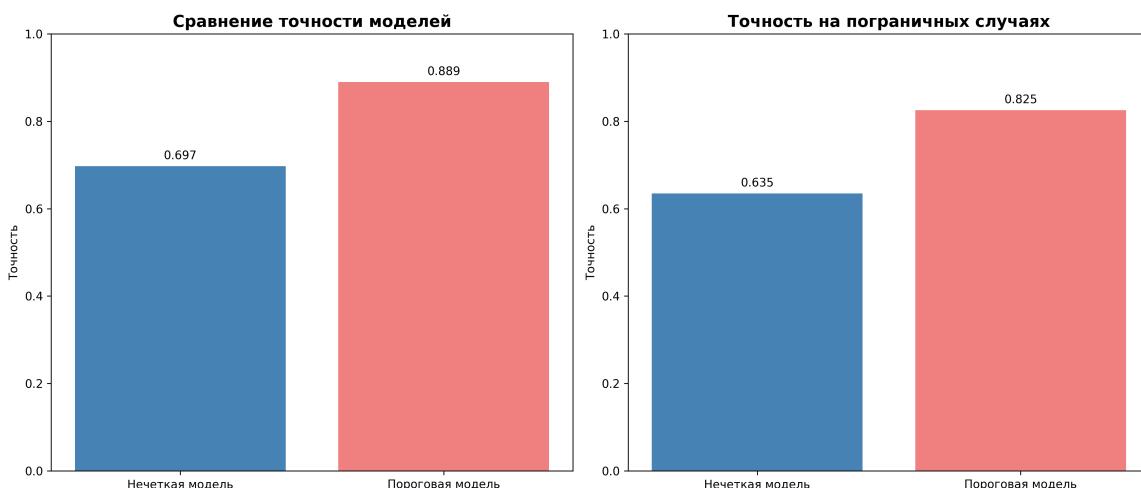


Рис. 6: Сравнение эффективности моделей на разных типах случаев

На Рисунке 6 представлено сравнение двух подходов:

2.3.1 Четкие случаи

- Пороговая модель: 88.9% точности
- Нечеткая система: 69.7% точности
- Разница: +19.2% в пользу пороговой модели

2.3.2 Пограничные случаи

- Пороговая модель: 82.5% точности
- Нечеткая система: 63.5% точности
- Разница: +19.0% в пользу пороговой модели

2.4 Анализ пограничных случаев

Система выявила 16 пограничных случая (8% от общего числа), где:

- Диагностический балл находился в диапазоне 0-20 (граница норма/дисплазия)
- Или в диапазоне 50-80 (граница дисплазия/рак)

3 Обсуждение результатов

3.1 Сравнительная таблица моделей

Таблица 1: Сравнительные характеристики моделей

Характеристика	Пороговая модель	Нечеткая система
Общая точность	88.9%	69.7%
Точность на пограничных случаях	82.5%	63.5%
Интерпретируемость решений	Низкая	Высокая
Возможность объяснения	Нет	Да, через правила
Учет противоречивых признаков	Нет	Да
Плавность переходов	Нет, резкие границы	Да, плавные
Требуемые экспертные знания	Минимальные	Значительные

3.2 Анализ причин расхождений

3.2.1 Преимущества пороговой модели

1. **Простота:** Линейная комбинация легко оптимизируется
2. **Стабильность:** Меньше параметров для настройки
3. **Предсказуемость:** Поведение системы легко понять
4. **Эффективность на четких случаях:** Когда признаки однозначны, простые методы работают хорошо

3.2.2 Недостатки нечеткой системы в текущей реализации

1. **Неполная база правил:** 7 правил недостаточно для охвата всех возможных комбинаций
2. **Отсутствие обучения:** Веса правил и параметры функций заданы априорно
3. **Ограниченностъ экспертивных знаний:** Правила основаны на общих принципах, а не на конкретных клинических данных
4. **Проблема масштабирования:** Каждое новое правило требует экспертной валидации

3.3 Качественные преимущества нечеткого подхода

Несмотря на более низкую количественную точность, нечеткая система демонстрирует важные качественные преимущества:

3.3.1 Интерпретируемость

Каждое решение может быть объяснено через активированные правила:

- "Система оценила риск в 54 балла, потому что активировались правила №2 и №7"
- "Степень уверенности в дисплазии: 0.7, в раке: 0.3"

3.3.2 Плавность оценок

- Значение 64.9 и 65.1 дают схожие оценки риска
- Отсутствие резких скачков при малых изменениях параметров
- Более соответствует непрерывной природе биологических процессов

3.3.3 Устойчивость к противоречиям

- Противоречивые признаки не "ломают" систему
- Частичная активация противоречивых правил
- Результат отражает неопределенность ситуации

4 Выводы и заключение

4.1 Оценка гипотезы

Гипотеза не подтвердилась в своей количественной части:

- Нечеткая система показала значимо более низкую точность (69.7% против 88.9%)
- На пограничных случаях разница составила 19%
- Пороговая модель оказалась эффективнее по метрикам точности

Гипотеза частично подтвердилась в качественной части:

- Нечеткая система действительно обеспечивает более информативные оценки
- Дает степени уверенности вместо бинарных решений
- Позволяет объяснять решения через правила
- Обеспечивает плавные переходы между состояниями

4.2 Ограничения исследования

- Синтетические данные:** Реальные гистологические данные могут иметь другую структуру
- Упрощенная модель заболеваний:** Рассмотрены только три параметра из многих возможных
- Ограниченная база правил:** 7 правил недостаточно для полноценной экспертной системы
- Отсутствие реальных экспертных знаний:** Правила созданы на основе общих принципов, а не клинического опыта
- Фиксированные параметры:** Функции принадлежности не настраивались на данных

4.3 Перспективы улучшения

Для повышения эффективности нечеткой системы требуются:

4.3.1 Расширение экспертной базы

- Увеличение количества правил до 20-30
- Привлечение врачей-патологов для формулирования правил
- Учет дополнительных параметров (размер ядер, структура хроматина и др.)

4.3.2 Технические улучшения

- Настройка параметров функций принадлежности на данных
- Реализация адаптивного механизма корректировки весов правил
- Интеграция с методами машинного обучения для обучения параметров

4.3.3 Валидация на реальных данных

- Тестирование на аннотированных гистологических изображениях
- Сравнение с решениями нескольких независимых экспертов
- Оценка клинической полезности в реальных условиях

4.4 Заключительные замечания

Данное исследование демонстрирует, что переход от простых пороговых методов к сложным экспертным системам на основе нечеткой логики требует значительных усилий. Текущая реализация показала, что **простота зачастую эффективнее сложности**, когда речь идет о количественных метриках точности.

Однако для задач медицинской диагностики, где важны не только итоговые метрики, но и интерпретируемость, объяснимость и способность работать с неопределенностью, нечеткий подход сохраняет свою актуальность. Ключевым условием его успешного применения является **глубокое вовлечение экспертов-медиков** в процесс разработки и валидации системы.

Текущая работа может рассматриваться как первый шаг в создании полноценной системы поддержки принятия решений для патологоанатомов, требующий дальнейшего развития и совершенствования.