Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный университет»

Факультет прикладной математики – процессов управления

# Итоговый проект по дисциплине «Неклассические логики»:

«Разработка кредитного калькулятора с использованием нечёткой логики»

Выполнил:

Березиков Алексей

Группа: 22.Б11-пу

Санкт-Петербург

2025

# Содержание

1	Введение	. 2
2	Постановка задачи	. 2
3	Математическое обоснование	. 3
4	Описание и фаззификация входных переменных	. 3
	4.1 Входные переменные	. 3
	4.2 Выходные переменные	. 4
5	Построение базы нечётких лингвистических правил	. 5
6	Описание системы	. 6
	6.1 Входные и выходные переменные	. 6
	6.2 Нечёткая логика	. 6
	6.3 Расчёт рекомендуемой суммы	. 6
	6.4 Графики	. 7
7	Реализация	. 7
	7.1 Технологии	. 7
	7.2 Структура проекта	. 8
	7.3 Интерфейс	. 8
	7.4 Доступность и адаптивность	. 8
8	Анализ системы	. 8
9	Графики зависимостей	. 9
10	Э Результаты	. 10
	10.1 Функциональность	. 10
	10.2 Пример использования	. 10
11	1 Заключение	. 11

#### Аннотация

Данный отчёт посвящён разработке веб-приложения для оценки вероятности одобрения кредита и рекомендуемой суммы на основе нечёткой логики. Пользователь вводит данные (доход, долговая нагрузка, кредитная история, возраст) через интуитивный интерфейс с иконками, всплывающими подсказками и слайдерами. Форма ввода фиксируется при прокрутке на десктопе. Система вычисляет результаты, отображает их с помощью прогресс-баров и визуализирует зависимости через интерактивные графики, включая зависимости от всех входных переменных и функции принадлежности. Проект реализован с использованием React, TypeScript, Material-UI и Redux. В отчёте описаны теоретические основы, постановка задачи, математическое обоснование, реализация, анализ и перспективы.

# 1 Введение

В условиях роста кредитных продуктов банки нуждаются в автоматизированных системах оценки кредитоспособности. Нечёткая логика, предложенная Лотфи Заде в 1965 году [1], позволяет моделировать сложные зависимости с учётом неопределённости, что делает её подходящей для кредитного скоринга.

Цель проекта — разработать веб-приложение, использующее нечёткую логику для оценки вероятности одобрения кредита и рекомендуемой суммы. Приложение предоставляет адаптивный интерфейс с фиксированной формой, иконками, анимациями и графиками. В отчёте рассматриваются теоретические основы, постановка задачи, реализация, анализ и перспективы.

# 2 Постановка задачи

Задача проекта:

- Принимает входные данные:
  - Доход (0–200,000 руб.);
  - Долговая нагрузка (0–50,000 руб.);
  - Кредитная история (плохая, средняя, хорошая);
  - Возраст (18–70 лет).
- Вычисляет выходные параметры:
  - Вероятность одобрения (0–100%);
  - Рекомендуемая сумма (руб.).
- Визуализирует зависимости и функции принадлежности.

Система реализована как веб-приложение с адаптивным интерфейсом, где форма вво-

да фиксируется на десктопе. Вычисления основаны на нечёткой логике (фаззификация, правила, дефаззификация).

#### 3 Математическое обоснование

Нечёткое множество — это множество пар  $\{x, \mu_A(x)\}$ , где  $\mu_A(x) \in [0, 1]$  — степень принадлежности. Трапецеидальная функция принадлежности:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & x < a \text{ или } x > d \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \le x \le b \\ 1, & b \le x \le c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \le x \le d \end{cases}$$

Алгоритм Мамдани:

- 1. Фаззификация: Преобразование входов в степени принадлежности.
- 2. **Правила**: Лингвистические правила «Если-то».
- 3. Агрегация: Минимум для конъюнкции, максимум для дизъюнкции.
- 4. Дефаззификация: Метод центроида:

$$y = \frac{\int \mu(y) \cdot y \, dy}{\int \mu(y) \, dy}$$

# 4 Описание и фаззификация входных переменных

## 4.1 Входные переменные

- 1. **Дохо**д (рис. 1):
  - Диапазон: [0; 200, 000] руб.
  - Терм-множество: Очень низкий, Низкий, Средний, Высокий.
  - Функция принадлежности для «Средний»:

$$\mu_{\text{Средний}}(x) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{x - 50000}{30000}, \frac{120000 - x}{70000}\right)\right)$$

- 2. **Долговая нагрузка** (рис. 2):
  - Диапазон: [0; 50, 000] руб.
  - Терм-множество: Очень низкая, Низкая, Средняя, Высокая.
- 3. Кредитная история:

- Категории: Плохая, Средняя, Хорошая.
- Функции принадлежности: Дискретные (0 или 1).
- 4. **Возраст** (рис. 3):
  - Диапазон: [18; 70] лет.
  - Терм-множество: Очень низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень высокий.

#### 4.2 Выходные переменные

- 1. Вероятность одобрения (рис. 4):
  - Диапазон: [0; 100]%.
  - Терм-множество: Низкая, Средняя, Высокая.
  - Функция принадлежности для «Средняя»:

$$\mu_{\text{Средняя}}(x) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{x-20}{30}, \frac{80-x}{30}\right)\right)$$

2. **Рекомендуемая сумма**: Зависит от дохода, вероятности, долговой нагрузки, возраста и кредитной истории.

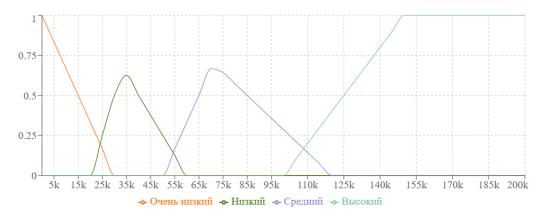


Рис. 1: Функции принадлежности для дохода

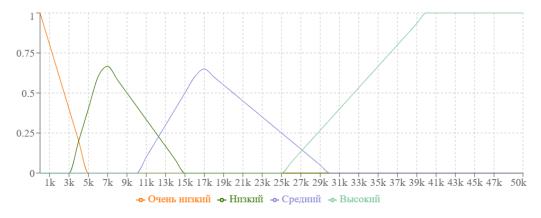


Рис. 2: Функции принадлежности для долговой нагрузки

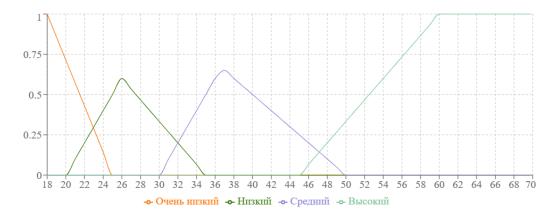


Рис. 3: Функции принадлежности для возраста

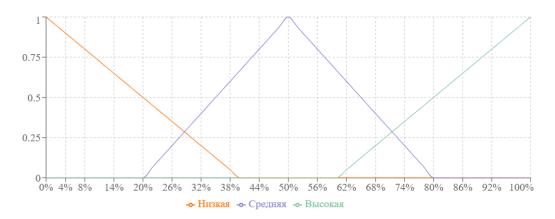


Рис. 4: Функции принадлежности для вероятности

# 5 Построение базы нечётких лингвистических правил

База знаний включает 192 правила, сгенерированных автоматически в файле fuzzyRules.ts. Правила формируются следующим образом:

#### 1. Определение термов:

- Доход: Очень низкий, Низкий, Средний, Высокий (4 терма).
- Долговая нагрузка: Очень низкая, Низкая, Средняя, Высокая (4 терма).
- Кредитная история: Плохая, Средняя, Хорошая (3 терма).
- Возраст: Очень низкий, Низкий, Средний, Высокий (4 терма).
- Выход (вероятность): Низкая, Средняя, Высокая (3 терма).
- 2. Генерация комбинаций: Все возможные комбинации термов  $(4 \times 4 \times 3 \times 4 = 192)$  создаются путём перебора.

#### 3. Присвоение баллов:

- ullet Доход: Очень низкий =0, Низкий =1, Средний =2, Высокий =3.
- Долг (обратная шкала): Очень низкая = 3, Низкая = 2, Средняя = 1, Высокая = 0.

- Кредитная история: Плохая = 0, Средняя = 1, Хорошая = 2.
- ullet Возраст: Очень низкий =0, Низкий =1, Средний =2, Высокий =1.
- 4. Сумма баллов: Суммируются баллы всех входных термов (максимум 10).
- 5. Определение выхода и веса:
  - Если сумма  $\geq 7$ : Выход = Высокая, вес =  $0.9 (8 \text{сумма}) \cdot 0.05$ .
  - Если  $4 \le \text{сумма} < 7$ : Выход = Средняя, вес =  $0.6 (6 \text{сумма}) \cdot 0.05$ .
  - Если сумма < 4: Выход = Низкая, вес =  $0.3 (4 \text{сумма}) \cdot 0.05$ .
- 6. **Применение**: Правила используют алгоритм Мамдани. Сила правила минимум степеней принадлежности входов. Дефаззификация выполняется через взвешенную сумму центров тяжести термов (20%, 50%, 90% для Низкая, Средняя, Высокая).

#### Пример правил:

Доход	Долг	История	Возраст	Вероятность
Высокий	Низкая	Хорошая	Средний	Высокая
Низкий	Высокая	Плохая	Низкий	Низкая
Средний	Средняя	Средняя	Средний	Средняя
Очень низкий	Высокая	Плохая	Очень низкий	Низкая

Таблица 1: Пример нечётких лингвистических правил

#### 6 Описание системы

#### 6.1 Входные и выходные переменные

См. раздел 4.

#### 6.2 Нечёткая логика

См. раздел 3.

# 6.3 Расчёт рекомендуемой суммы

Рекомендуемая сумма кредита вычисляется с учётом всех входных переменных:

Сумма = Доход 
$$\cdot$$
  $\frac{\text{Вероятность}}{100} \cdot k \cdot f_{\text{долг}} \cdot f_{\text{возраст}} \cdot f_{\text{история}}$ 

Где:

- k коэффициент масштабирования: 6 (если вероятность  $\geq 80\%$ ), 5 (если  $\geq 50\%$ ), иначе 3.
- $f_{\text{долг}} = 1 \frac{\mathcal{Q}_{\text{ОЛГ}}}{\mathcal{Q}_{\text{ОХОД}}}$  снижение при высокой долговой нагрузке.

- $f_{\text{возраст}} = 0.8$  (если возраст < 30), 0.7 (если возраст > 60), иначе 1.
- $f_{\text{история}} = 1$  (хорошая), 0.8 (средняя), 0.5 (плохая).

Сумма округляется до 10,000 руб. и ограничивается диапазоном 0–1,000,000 руб.

Пример: Доход = 100,000 руб., Долг = 10,000 руб., История = Хорошая, Возраст = 35, Вероятность = 90%.

- $f_{\text{долг}} = 1 \frac{10,000}{100,000} = 0.9.$
- $f_{\text{возраст}} = 1$  (возраст 35).
- $f_{\text{история}} = 1$  (хорошая).
- k = 6 (вероятность 90%).
- Cymma =  $100,000 \cdot \frac{90}{100} \cdot 6 \cdot 0.9 \cdot 1 \cdot 1 = 486,000 \approx 490,000$  py.

#### 6.4 Графики

Графики реализованы с помощью Recharts (рис. 5):

- Зависимость вероятности от дохода (рис. 6).
- Зависимость вероятности от долговой нагрузки (рис. 7).
- Зависимость вероятности от возраста (рис. 8).
- Зависимость вероятности от кредитной истории (рис. 9).
- Функции принадлежности для дохода, долга, возраста и вероятности (рис. 1–4).

График функций принадлежности для кредитной истории не включён, так как она является категориальной переменной с дискретными значениями (Плохая, Средняя, Хорошая), и её функции принадлежности (0 или 1) лучше представлены через график зависимости вероятности от кредитной истории (рис. 9).

# 7 Реализация

#### 7.1 Технологии

- React [2]: Интерфейс.
- TypeScript: Типизация.
- Material-UI [3]: Дизайн.
- Redux Toolkit: Состояние.
- Recharts: Графики.
- Jest: Тестирование.

#### 7.2 Структура проекта

- components/: CreditForm.tsx, CreditResult.tsx.
- fuzzyLogic/: fuzzySystem.ts, fuzzyRules.ts.
- store/: creditSlice.ts.
- theme.ts: Tema Material-UI.

#### 7.3 Интерфейс

Интерфейс включает (рис. 5):

- Форма ввода (CreditForm.tsx): Поля с иконками (MonetizationOn, History, и т.д.), всплывающими подсказками и слайдерами. Фиксируется на десктопе (position: sticky).
- **Результаты** (CreditResult.tsx): Вероятность (прогресс-бар), сумма, вклад переменных (прогресс-бары), графики.

Раскладка: столбец на мобильных, строка (1:2) на десктопе.

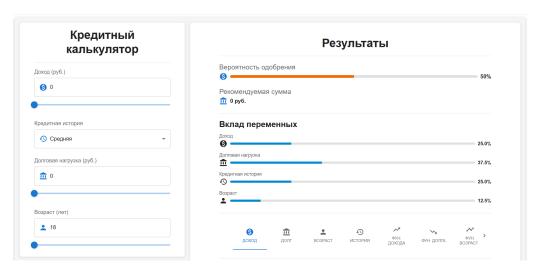


Рис. 5: Интерфейс приложения

### 7.4 Доступность и адаптивность

- ARIA-атрибуты.
- Breakpoints (xs, md).
- Полноширинные поля и прокручиваемые вкладки графиков.

#### 8 Анализ системы

Результаты сравнивались с банковскими критериями:

Nº	Доход (руб.)	Долг (руб.)	История	Возраст	Модель (%)	Ожидание (%)
1	100,000	10,000	Хорошая	35	90	80-90
2	50,000	40,000	Плохая	25	20	15–25
3	150,000	5,000	Средняя	45	90	85–95
4	30,000	20,000	Хорошая	60	50	50-65

Таблица 2: Сравнение результатов модели и ожиданий

# 9 Графики зависимостей

• Доход (рис. 6): Вероятность растёт до 90% при 150,000 руб.

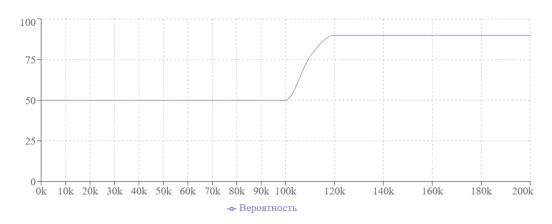


Рис. 6: Зависимость вероятности одобрения от дохода

• Долговая нагрузка (рис. 7): Падение вероятности при долге >30,000 руб.

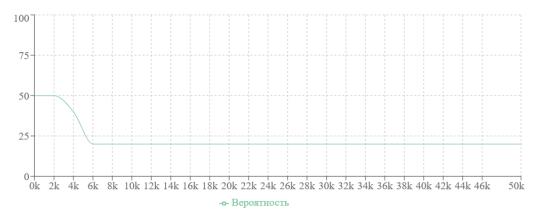


Рис. 7: Зависимость вероятности одобрения от долговой нагрузки

- Возраст (рис. 8): Пик вероятности в 30–50 лет.
- **Кредитная история** (рис. 9): Вероятность растёт от «Плохая» к «Хорошая».

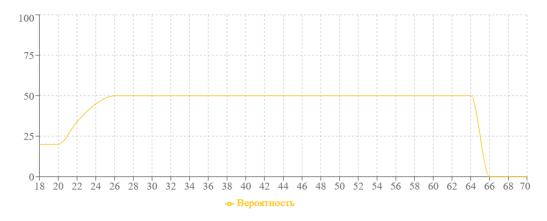


Рис. 8: Зависимость вероятности одобрения от возраста

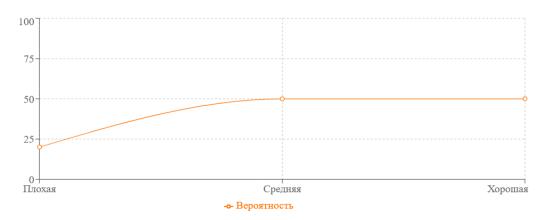


Рис. 9: Зависимость вероятности одобрения от кредитной истории

# 10 Результаты

#### 10.1 Функциональность

Приложение позволяет вводить данные, вычислять результаты и визуализировать зависимости. Новая формула расчёта рекомендуемой суммы учитывает доход, долговую нагрузку, возраст и кредитную историю, что делает оценку более точной и соответствующей банковским практикам. Анимации, иконки и прокручиваемые вкладки улучшают пользовательский опыт.

# 10.2 Пример использования

Входные данные:

• Доход: 100,000 руб.

• Долговая нагрузка: 10,000 руб.

• Кредитная история: Хорошая.

• Возраст: 35 лет.

Результат (рис. 10):

- Вероятность: 90%.
- Сумма: 490,000 руб.
- Вклад: Доход (19,1%), Долг (13,9%), История (50,2%), Возраст (16,7%).

# Результаты Вероятность одобрения 90% Рекомендуемая сумма 1 490 000 руб. Вклад переменных Доход Доход Ф 19.1% Долговая нагрузка 13.9% Кредитная история Ф Возраст 16.7%

Рис. 10: Результаты вычислений

#### 11 Заключение

Приложение успешно решает задачу кредитного скоринга с использованием нечёткой логики. Достижения:

- Точная модель с унифицированными термами (3 терма для вероятности).
- Улучшенный расчёт рекомендуемой суммы, учитывающий все входные переменные.
- Адаптивный интерфейс с фиксированной формой, иконками и анимациями.
- Полный набор графиков, включая зависимости от кредитной истории.

# Список литературы

- [1] Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control.
- [2] React Documentation. https://react.dev/
- [3] Material-UI Documentation. https://mui.com/