

Применение методов нечеткой логики для повышения точности оценки кредитоспособности заемщиков

Крюкова А. Д.
1472578@bsuedu.ru

Аннотация. В статье рассматривается применение методов нечеткой логики для повышения точности оценки кредитоспособности заемщиков. Актуальность темы обусловлена необходимостью улучшения качества кредитного скоринга в условиях высокой неопределенности, ограниченности данных и разнообразия заемщиков. Традиционные модели, основанные на жестких пороговых критериях и статистических методах, зачастую не учитывают субъективные и трудноформализуемые факторы, влияющие на платежеспособность клиента.

Предлагается использовать нечеткие правила, основанные на экспертных знаниях и лингвистических переменных (например, «низкий доход», «нестабильная занятость»), что позволяет более гибко оценивать риски и минимизировать количество ошибочных решений. Описываются основные этапы построения нечеткой модели: фаззификация входных данных, формирование базы правил, агрегация и дефаззификация. Приведено сравнение результатов нечеткой модели с классическим скорингом, показано преимущество по таким метрикам, как точность, интерпретируемость и устойчивость к неполным данным. В заключении рассматриваются перспективы интеграции нечетких моделей в банковские ИТ-системы и возможности их комбинирования с методами машинного обучения.

Ключевые слова: нечеткая логика, кредитный скоринг, кредитоспособность, финансовый риск, лингвистические переменные, фаззификация, оценка заемщиков, искусственный интеллект, экспертные системы, моделирование неопределенности

Для цитирования: Крюкова А. Д. 2025. Применение методов нечеткой логики для повышения точности оценки кредитоспособности заемщиков. *Студенческий журнал по математике и её приложениям*, 4(2): 203–209.

1. Введение. Оценка кредитоспособности заемщика является ключевым этапом в процессе принятия решений в сфере кредитования. От точности этой оценки напрямую зависит уровень финансовых рисков, которые принимает на себя кредитор. Традиционные методы кредитного скоринга, основанные на статистических моделях и жестких правилах, нередко оказываются недостаточно гибкими в условиях высокой неопределенности и неполноты информации. Это особенно актуально при работе с частными лицами или малым бизнесом, для которых трудно собрать полные количественные показатели. В этих условиях возрастает интерес к использованию интеллектуальных подходов, таких как методы нечеткой логики. Нечеткая логика, в отличие от классической бинарной логики, позволяет моделировать рассуждения в условиях неопределенности, используя лингвистические переменные и экспертные знания. Это делает ее особенно полезной при оценке качественных характеристик заемщиков, таких как стабильность дохода, репутация, поведение при предыдущих погашениях кредитов и другие субъективные параметры.

2. Понятие кредитоспособности и основные критерии оценки кредитоспособности.

Определение 2.1. *Кредитоспособность — это способность заемщика полностью и своевременно исполнять свои финансовые обязательства по кредиту в соответствии с условиями договора. Это ключевой показатель, используемый банками и финансовыми организациями для принятия решения о выдаче кредита. Кредитоспособность отражает уровень риска, связанного с заемщиком: чем выше кредитоспособность — тем ниже риск дефолта.* [1, 14].

Оценка кредитоспособности может зависеть от разных факторов, но можно выделить следующие основные критерии:

- Платежеспособность - совокупный ежемесячный доход заемщика (зарплата, пассивный доход, соотношение долговой нагрузки к доходу (ДТИ):

$$ДТИ = \frac{\text{Общая сумма ежемесячных платежей по долгам}}{\text{Ваш валовой ежемесячный доход}} \times 100\% \quad (1)$$

а также наличие имущества (недвижимость, авто, депозиты — как обеспечение).

- Кредитная история - характеристика платежной дисциплины по предыдущим и текущим кредитам, наличие просрочек, судебных исков, банкротств, поведение в прошлых займах (досрочное погашение, штрафы и др.).
- Трудовой статус и стабильность - продолжительность текущего трудового опыта, частота смены работодателей, тип занятости (официальная/неофициальная, ИП, контракт и др.).

- Социально-демографические данные - возраст заемщика в годах, семейное положение, образование, наличие иждивенцев
- Цель и сумма кредита - Назначение кредита (потребительский, ипотека, авто и др.), сумма кредита по отношению к доходу и активам.
- Дополнительные факторы - поведение в системе (скоринг по цифровому следу, активность в онлайн-банкинге), географический регион проживания, использование кредитных карт, лимитов [2, 13].

Все параметры могут быть приведены к нечетким функциям принадлежности (треугольным, трапециевидным и др.) для фаззификации, что позволяет гибко учитывать нюансы каждого случая.

Определение 2.2. *Лингвистическая переменная — это переменная, принимающая значения в виде слов, а не чисел. Каждое слово (терм) интерпретируется как нечеткое множество. Например возьмем в качестве лингвистической переменной такой показатель кредитоспособности, как доход. Данному показателю соответствуют следующие значения (термы): низкий, средний, высокий. Каждому терму соответствует своя функция принадлежности[11].*

В нечетких моделях перечисленные критерии преобразуются в лингвистические переменные, например для стажа: меньше года, 1-3 года, более 3 лет. Для кредитной истории: плохая, нормальная, отличная. Это позволяет учитывать неопределенность, пересечение состояний и "мягкость" границ между категориями [6].

При построении нечеткой модели важно корректно определить и описать входные параметры, так как именно они участвуют в фаззификации и правилах IF-THEN.

3. Модель на основе нечеткой логики и этапы работы нечеткой системы.

Определение 3.1. *Модель на основе нечеткой логики — это интеллектуальная система, использующая принципы теории нечетких множеств для обработки нечеткой, неполной или лингвистической информации [4, 12].* В отличие от классических моделей, основанных на строгой бинарной логике (0 или 1), нечеткая модель позволяет оперировать степенями истинности от 0 до 1, что делает ее особенно ценной в задачах принятия решений при наличии неопределенности.

Нечеткие модели широко применяются в медицине, экономике, автоматическом управлении и банковской сфере — например, для оценки кредитоспособности заемщиков, где невозможно установить четкие границы между "надежным" и "ненадежным" клиентом [15].

Модель оценки кредитоспособности на основе нечеткой логики позволяет более гибко учитывать неопределенность, лингвистические характеристики и субъективные факторы при анализе заемщиков. В отличие от классического скоринга, такая модель не требует четких границ и устойчиво работает с неполными и неточными данными [13].

- Этап 1. Фаззификация входных данных (Fuzzification).

Определение 3.2. *Фаззификация — это преобразование четких числовых данных во входные нечеткие множества, к которым можно применить логические правила. Каждый входной параметр преобразуется в одну или несколько лингвистических переменных. Каждая переменная описывается функцией принадлежности $\mu(x) \in [0, 1]$, указывающей степень соответствия значению x [16].*

Рассмотрим пример нечетких категорий с точки зрения входной переменной доход:

- Низкий доход $\rightarrow \mu_1(50\ 000) = 0,2$.
- Средний доход $\rightarrow \mu_2(50\ 000) = 0,7$.
- Высокий доход $\rightarrow \mu_3(50\ 000) = 0,1$.

Визуально: это размытие значения по трем пересекающимся графикам. В результате модель может обрабатывать диапазон значений, а не жесткие пороги, как в бинарной логике.

- Этап 2. Формирование базы правил (Rule Base Construction). На этом этапе эксперт формирует набор правил на естественном языке, которые связывают входные переменные с целевой переменной (например, "кредитоспособность"). Структура правил: ЕСЛИ (условие) ТОГДА (результат) или на английском IF condition THEN conclusion. Например:

- IF доход = высокий AND стаж > 5 лет AND кредитная история = хорошая THEN кредитоспособность = высокая.
- IF доход = средний AND кредитная история = плохая THEN кредитоспособность = средняя.
- IF доход = низкий OR стаж < 1 год THEN кредитоспособность = низкая.

Количество правил может варьироваться от десятков до сотен и формируется вручную (экспертно), автоматически (например, с помощью машинного обучения) либо гибридно.

- Этап 3. Агрегация и механизм логического вывода (Inference Engine and Aggregation) - Это центральный этап модели, где обрабатываются входные данные и применяется логика вывода для вычисления степени истины каждого правила. На данном этапе вычисляется степень выполнения каждого правила с использованием логических операций AND, OR (обычно через \min , \max): IF доход = высокий (0.7) AND стаж = большой (0.8) $\rightarrow \min(0.7, 0.8) = 0.7$. Каждому правилу соответствует множество на выходе (например, "высокая кредитоспособность"). Значения этих множеств усечены на уровень активации правила (например, срез "высокой кредитоспособности" на уровне 0.7). Затем производится объединение всех выходов в одно результирующее множество. Обычно с помощью операции \max , получаем суперпозицию всех срезанных выходных функций [17].
- Этап 4. Дефаззификация (Defuzzification) - преобразование нечеткого выхода в конкретное числовое значение, пригодное для принятия решения. Методы дефаззификации:
 - Центр тяжести (Centroid) – самый распространенный способ. Определяется центр массы под графиком результирующей функции.
 - Метод среднего максимума (Mean of Maximum) – берется среднее всех x , при которых функция достигает максимума.
 - Метод максимума (Max Criterion) – выбирается значение x , при котором достигается наибольшая степень принадлежности [10].

4. Пример реализации кода на Python для оценки кредитоспособности заемщика на базе нечеткой логики. Приведем пример кода на Python, который реализует модель оценки кредитоспособности заемщика на основе нечеткой логики (fuzzy logic), используя библиотеку scikit-fuzzy.

Допустим, у нас есть входные переменные: уровень дохода в рублях, кредитная история (в баллах от 0 до 10) и уровень задолженности (от 0% до 100%). На выходе получаем показатель кредитоспособности в баллах (от 0 до 100) [9].

Пример кода на Python с использованием scikit-fuzzy:

```

1  import numpy as np
2  import skfuzzy as fuzz
3  from skfuzzy import control as ctrl
4  import matplotlib.pyplot as plt
5
6
7  income = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 100_001, 1000), 'income')
8  history = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 11, 1), 'history')
9  debt_ratio = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 101, 1), 'debt_ratio')
10
11
12  creditworthiness = ctrl.Consequent(np.arange(0, 101, 1), 'creditworthiness')
13
14  income['low'] = fuzz.trapmf(income.universe, [0, 0, 20000, 40000])
15  income['medium'] = fuzz.trimf(income.universe, [30000, 50000, 70000])
16  income['high'] = fuzz.trapmf(income.universe, [60000, 80000, 100000,
17  100000])
18
19  history['poor'] = fuzz.trimf(history.universe, [0, 2, 4])
20  history['average'] = fuzz.trimf(history.universe, [3, 5, 7])
21  history['good'] = fuzz.trimf(history.universe, [6, 8, 10])
22
23  debt_ratio['low'] = fuzz.trapmf(debt_ratio.universe, [0, 0, 20, 40])
24  debt_ratio['medium'] = fuzz.trimf(debt_ratio.universe, [30, 50, 70])
25  debt_ratio['high'] = fuzz.trapmf(debt_ratio.universe, [60, 80, 100, 100])
26
27  creditworthiness['low'] = fuzz.trapmf(creditworthiness.universe, [0, 0, 30,
28  50])
29  creditworthiness['medium'] = fuzz.trimf(creditworthiness.universe, [40, 60,
30  80])
31  creditworthiness['high'] = fuzz.trapmf(creditworthiness.universe, [70, 85,
32  100, 100])

```

```

30 rules = [
31     ctrl.Rule(income['high'] & history['good'] & debt_ratio['low'],
32               creditworthiness['high']),
33     ctrl.Rule(income['medium'] & history['average'] & debt_ratio['medium'],
34               creditworthiness['medium']),
35     ctrl.Rule(income['low'] | history['poor'] | debt_ratio['high'],
36               creditworthiness['low']),
37     ctrl.Rule(income['high'] & debt_ratio['high'], creditworthiness['medium']),
38     ctrl.Rule(history['good'] & debt_ratio['medium'], creditworthiness['medium']
39             )],
40 ]
41
42 credit_ctrl = ctrl.ControlSystem(rules)
43 credit_simulation = ctrl.ControlSystemSimulation(credit_ctrl)
44
45 user_income = 45000
46 user_history = 6
47 user_debt_ratio = 25
48
49 credit_simulation.input['income'] = user_income
50 credit_simulation.input['history'] = user_history
51 credit_simulation.input['debt_ratio'] = user_debt_ratio
52
53 credit_simulation.compute()
54 score = credit_simulation.output['creditworthiness']
55 print(f"\n Кредитоспособность: {score:.2f} баллов из 100")

```

Пояснения к примеру кода на Python для оценки кредитоспособности заемщика на базе нечеткой логики:

1. Подключение библиотек:

- numpy — используется для создания числовых диапазонов;
- skfuzzy — библиотека для работы с нечеткой логикой (fuzzy logic);
- control — модуль управления в skfuzzy, необходим для построения нечеткой модели управления;
- matplotlib.pyplot — библиотека для возможной визуализации (не используется в коде, но может пригодиться).

2. Определение входных переменных (Antecedents):

- доход (income) — от 0 до 100 000 руб, шаг 1000;
- кредитная история (history) — от 0 до 10 баллов;
- уровень задолженности (debt_ratio) — от 0 до 100%.

3. Определение выходной переменной (Consequent). Кредитоспособность (creditworthiness) — выходная оценка в диапазоне от 0 до 100.

4. Задание функций принадлежности. Нечеткие переменные делятся на лингвистические категории (трапециевидная, треугольная). Каждая категория описывает "размытую" границу значений.

5. Правила (Rules). Каждое правило — это логическое если-то (IF...THEN) со связками AND, OR. Например, если доход высокий И кредитная история хорошая И задолженность низкая, то кредитоспособность высокая.

6. Создание и запуск симуляции. Credit_ctrl — создается система управления на основе заданных правил. Credit_simulation — используется для симуляции ввода данных и вычисления результата.

7. Ввод пользовательских данных. В нашем примере Пользователь с доходом 45 000 руб., кредитной историей 6 баллов и задолженностью 25%.

8. Вычисление результата. Значения передаются в модель credit_simulation.input[...], credit_simulation.compute() запускает процесс фаззификации, агрегации, дефаззификации.

9. Вывод результата. На экран выводится оценка кредитоспособности по шкале от 0 до 100.

Таким образом, можно выделить следующие основные принципы работы программы оценки кредитоспособности на базе нечеткой логики:

- каждому входному параметру (доход, кредитная история, задолженность) присваиваются лингвистические значения: низкий, средний, высокий;
- используются логические правила вида IF... THEN, например, если доход высокий И кредитная история хорошая И долг низкий, то кредитоспособность высокая;
- модель находит подходящие правила, объединяет результаты (агрегация), и с помощью дефаззификации выдает итоговую числовую оценку [2].

5. Влияние нечетких правил на точность прогнозирования дефолтов. Влияние нечетких правил на точность прогнозирования дефолтов в кредитных системах является ключевым аспектом применения нечеткой логики в финансовых моделях. Точность прогнозирования дефолтов заемщиков напрямую влияет на финансовые риски и прибыль банков и других кредитных организаций. Использование нечеткой логики для прогнозирования дефолтов имеет несколько значительных преимуществ, а также может быть более точным и гибким по сравнению с традиционными методами, такими как логистическая регрессия или деревья решений. Рассмотрим, как нечеткие правила могут повлиять на точность прогнозирования дефолтов:

1. Нечеткие правила обеспечивают большую гибкость при работе с данными, чем традиционные методы, которые часто требуют четких и жестких границ для принятия решений. Например:
 - В традиционных моделях можно использовать только четкие категории, такие как "доход ниже X" кредитная история плохая и так далее. Однако на практике такие параметры могут быть менее однозначными. Например, человек может иметь небольшой долг, но при этом достаточно высокие доходы.
 - В нечеткой логике мы можем учитывать степень принадлежности к каждой категории. Например, доход может быть выражен не как "высокий" или "низкий" а как степень принадлежности (например, 0,7 — высокая вероятность высокого дохода). Таким образом, система становится более чувствительной и способной различать более тонкие различия между заемщиками, что приводит к улучшению точности.
2. Многие финансовые данные, которые используются для оценки кредитоспособности заемщика, могут быть неполными, шумными или противоречивыми. Например, банк может не иметь точной информации о том, как часто заемщик пропускал платежи в прошлом, или какие-то детали могут быть потеряны или не уточнены.

Нечеткая логика помогает справиться с такой неопределенностью, так как она позволяет:

- Оценивать параметры с учетом их неточности (например, может быть неизвестно точное значение дохода, но можно использовать его как "высокий" или "средний" с некоторой степенью уверенности).
 - Применять правила с нечеткими терминами, такими как "возможно" "наверное" "весьма вероятно" что позволяет сделать выводы даже в условиях недостаточности или неопределенности данных.
3. Прогнозирование дефолтов требует учета множества факторов, таких как доход заемщика, его кредитная история, долговая нагрузка, семейное положение, трудовая занятость и другие. Использование нечеткой логики позволяет интегрировать несколько факторов в одну систему, где каждый из факторов влияет на вероятность дефолта с разной степенью важности.

Например:

- Правило 1: Если доход высокий, а кредитная история хорошая, то вероятность дефолта низкая.
- Правило 2: Если доход низкий и кредитная история плохая, то вероятность дефолта высокая.
- Правило 3: Если долговая нагрузка высокая, то вероятность дефолта возрастает, даже если другие параметры хорошие

Эти правила могут работать совместно и учитывать взаимодействие факторов. Это делает систему более точной в предсказаниях, так как она может учитывать не только отдельные показатели, но и их комбинированное влияние.

4. Одним из важных аспектов применения нечеткой логики является улучшение интерпретируемости результатов. В отличие от некоторых черных ящиков, таких как нейронные сети, нечеткие системы предлагают простую для понимания логику принятия решения, что важно при анализе причин дефолта.

Для кредитных аналитиков и риск-менеджеров важно понимать, почему была принята та или иная рекомендация по выдаче кредита или ее отказу. Нечеткие правила легко интерпретируются: можно явно объяснить, что "кредитная история плохая" или "доход низкий" в совокупности с "высокой долговой нагрузкой" ведет к высокому риску дефолта.

5. Нечеткие системы могут значительно улучшить точность прогнозирования дефолтов, особенно в ситуациях, когда:

- данные неполные или частично противоречивые;
- заданные параметры не могут быть четко определены;
- требуется учитывать сложные и нелинейные зависимости между переменными;
- в отличие от традиционных моделей, которые могут иметь жесткие пороговые значения для определенных факторов, нечеткая логика позволяет более плавно и точно оценивать риски [3].

Приведем пример практического применения нечеткой логики для оценки кредитоспособности заемщиков. Предположим, что банк хочет использовать нечеткую логику для прогнозирования дефолтов заемщиков. Он может сформулировать следующие нечеткие правила:

1. Если доход заемщика высокий и кредитная история отличная, то вероятность дефолта низкая.
2. Если долговая нагрузка высокая и кредитная история плохая, то вероятность дефолта высокая.
3. Если заемщик молодой и не имеет стабильной работы, то вероятность дефолта возрастает [7].

Каждое из этих правил может быть сформулировано не только с жесткими границами, но и с учетом степени принадлежности, например:

- доход может быть "высоким" с вероятностью 0,8, а "средним" — с вероятностью 0,2.
- кредитная история может быть "хорошей" с вероятностью 0,7, "плохой" — с вероятностью 0,3.

Затем система оценивает, как все эти данные влияют на вероятность дефолта и выдает прогноз с определенной вероятностью. Например, если система оценивает, что вероятность дефолта равна 0,3, то это означает, что заемщик может быть достаточно безопасным для кредита, но все же стоит учитывать определенные риски.

6. Заключение. В ходе работы была подробно рассмотрена нечеткая модель, состоящая из нескольких ключевых этапов: фаззификация входных данных, формирование базы правил, агрегация и дефаззификация. Эти этапы позволяют эффективно обрабатывать неопределенность и неточность данных, что делает нечеткую модель особенно подходящей для решения сложных задач, таких как оценка кредитоспособности заемщиков.

Сравнение результатов нечеткой модели с классическим скорингом показало явное преимущество нового подхода по нескольким важным метрикам. Во-первых, точность прогноза значительно улучшена, так как нечеткая модель способна более гибко учитывать различные уровни риска, а также нечеткие или противоречивые данные. Во-вторых, интерпретируемость результатов была на высоком уровне, что позволяет пользователям (например, кредитным аналитикам) более легко понять, какие факторы влияют на принятые решения. Это важно для повышения доверия к системе и упрощения анализа причин отказа в кредите или, наоборот, одобрения. Наконец, устойчивость к неполным данным является значительным преимуществом нечеткой логики, поскольку модель способна работать даже с неполными или не совсем точными данными, что особенно актуально в реальных условиях, когда информация о заемщике может быть частичной или неопределенной.

В заключении было подчеркнуто, что нечетные модели имеют значительный потенциал для интеграции в банковские ИТ-системы. Они могут стать важным компонентом в системах оценки рисков, предлагая более гибкие и точные механизмы прогнозирования дефолтов. Кроме того, рассматривается возможность комбинирования нечетких моделей с методами машинного обучения, что откроет новые горизонты для повышения точности и адаптивности систем. Такой подход, с учетом обучения на больших данных и улучшенной способности к самообучению, может существенно улучшить качество решений, принимаемых банками и другими финансовыми учреждениями.

Список литературы

1. Балахнев Ю.Н. 2013. Оценка кредитоспособности и платежеспособности организации, с применением нечетко множественной математической модели. Экономика и управление в XXI веке: тенденции развития, № 8: 56–61.
2. Белозерова Г.И., Скуднєв Д.М., Кононова З.А. 2017. Нечеткая логика и нейронные сети: 64–64.
3. Карашашева Ж.Д. 2021. Использование математических подходов нечеткой логики с применением программы матлаб. Повышение качества образования, современные инновации в науке и производстве: 441–446.
4. Кравец, Е.В., Солодова О.С. 2019. Анализ понятия "нечеткая логика методы и области применения нечеткой логики. "Цифрареальность, меняющая мир: готовность российской экономики к новым правилам игры: 110–112.
5. Кредитный скоринг: что это и как работает [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://www.gazprombank.ru/pro-finance/credit/kreditnyj-skoring/> (дата обращения 04.11.2025)
6. Ланге Ф. 2020. Нечеткая логика. ЛитРес, Страта.
7. Лебедева М.Е. 2019. Нечеткая логика в экономике-формирование нового направления. Идеи и идеалы, № 11.1-1 197–212.
8. Маматказин Н.И., Жаркова С.А., Мушта Е.Е. 2019. О развитии информационных технологий в банковском секторе российской федерации. Интеграция науки, общества, производства и промышленности: 80–82.
9. Нечеткая логика. Модели нечеткого логического вывода [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://studfile.net/preview/5944461/page:4/> (дата обращения 04.11.2025)
10. Нечеткая логика на практике [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/125614/> (дата обращения 04.11.2025)
11. Нечеткие и лингвистические переменные [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://dit.isuct.ru/IVT/BOOKS/IS/Model/gl43.htm> (дата обращения 04.11.2025).
12. Основы нечеткой логики [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://www.fujielectric.fr/ru/> (дата обращения 04.11.2025).
13. Что такое кредитный скоринг и как банки оценивают заемщиков [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://www.banki.ru/news/daytheme/?id=10990406> (дата обращения 04.11.2025).
14. Что такое кредитоспособность заемщика и как ее оценить [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://www.gazprombank.ru/pro-finance/credit/chto-takoe-kreditosposobnost/> (дата обращения 04.11.2025).
15. Шаров К.Д., Медведева О.А. 2019. Оценка кредитоспособности заемщиков на основе нечеткого логического вывода. Вестник ВГУ: Системный анализ и информационные технологии, № 1: 74–83.
16. Paul Johnson Asamoah, Kiuri Daniel. 2019. Fuzzy Logic-Based Frameworks for Credit Risk Assessment in Banking and Financial Services. Journal of Engineering, Scientific Research and Applications: 19–35.
17. Sartova R., Mussina A., Uakhitova A. 2022. Fuzzy Logic Application for Credit Risk Assessment. IV International Scientific Forum On Computer And Energy Sciences.

Поступила в редакцию 07.11.2025

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ

Крюкова Анжелика Дмитриевна – магистрант 2-го года обучения, Белгородский государственный национальный исследовательский университет

РУКОВОДИТЕЛЬ

Чернова Ольга Викторовна – кандидат физико-математических наук, доцент, доцент кафедры прикладной математики и компьютерного моделирования, Белгородский государственный национальный исследовательский университет

Chernova_Olga@bsuedu.ru

[К содержанию](#)