

# ПРОЕКТИРОВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКОЙ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ ПО АНАЛИЗУ ВЛИЯНИЯ КЛИМАТИЧЕСКИХ ВОЗДЕЙСТВИЙ НА МАЛЫЕ И СРЕДНИЕ ПРЕДПРИЯТИЯ

Р. А. Бурнашев<sup>1</sup> [0000-0002-1057-0328], Я. В. Сергеев<sup>2</sup> [0009-0009-3370-1464]

<sup>1, 2</sup>Казанский (Приволжский) федеральный университет, г. Казань, Россия

<sup>1</sup>r.burnashev@inbox.ru, <sup>2</sup>sergeevyarik7@yandex.ru

## **Аннотация**

Растущая нестабильность климата создает новые вызовы и риски для устойчивости малых и средних предприятий. В работе предложена архитектура прототипа динамической экспертной системы, интегрирующей несколько ключевых модулей: пользовательский интерфейс, базу знаний, серверное приложение и модуль динамического обновления данных с API-интерфейсами реального времени. Особенностью системы является применение аппарата  $Z^+$ -чисел, реализованного на основе программной библиотеки scikit-fuzzy, что позволяет учитывать градуированную уверенность в оценках. Этот подход дает более обоснованные и адаптивные оценки рисков, чувствительные к изменению качества исходных данных. Интерактивная визуализация результатов реализована на основе картографической платформы OpenStreetMap. Приведены примеры агрегации экспертных оценок в формате  $Z$ -чисел, а также описана методика адаптации функций уверенности системы на основе исторических данных.

**Ключевые слова:**  $Z$ -числа, нечеткая логика, экспертная система, неопределенность, климатические риски, малые и средние предприятия, визуализация данных, принятие решений.

## **ВВЕДЕНИЕ**

Задачи экспертного оценивания и поддержки принятия решений в условиях неполной информации требуют адекватного представления неопределенности. Процессы коммуникации между экспертами, формулировка гипотез и оценок часто сводятся к использованию лингвистических выражений естественного языка, таких как «высокая температура», «низкий риск», «я совершенно уверен» и др.

Для обработки подобных высказываний требуется специальный математический аппарат. Для решения этой проблемы Л. Заде в 2011 г. предложил концепцию  $Z$ -чисел [1], описывающую неопределенную переменную как упорядоченную пару нечетких чисел  $(A, B)$ . Компонента  $A$  представляет собой нечеткое ограничение на возможные значения переменной, а компонента  $B$  — нечеткую меру надежности (уверенности) этого ограничения. Данная концепция служит инструментом формализации экспертных знаний.

Однако в динамических системах, обрабатывающих потоки данных из разнородных источников с изменяющимся уровнем достоверности, общая мера уверенности  $B$  зачастую оказывается недостаточной. Например, уверенность в прогнозной температуре  $+35^{\circ}\text{C}$  может быть существенно выше, чем в значении  $+42^{\circ}\text{C}$ ; оценка влияния засухи на сельхозпредприятие более надежна, чем на IT-компанию. Это обуславливает необходимость перехода к более сложной конструкции —  $Z^+$ -числу  $(A, R)$ , где  $R$  является нечетким отношением, задающим уровень уверенности в зависимости от конкретного значения в пределах  $A$  [2, 3].

Целью настоящей работы является практическая реализация концепции  $Z^+$ -чисел в рамках прототипа динамической экспертной системы, предназначенной для оценки климатических рисков для малых и средних предприятий (МСП). В статье рассмотрена методология преобразования экспертных оценок в  $Z$ -числа, архитектура системы, механизм обработки и визуализации данных с учетом градуированной неопределенности.

Таким образом, изучаемая проблема заключается в неспособности классических  $Z$ -чисел адекватно моделировать градуированную уверенность в динамических системах с разнородными данными. Гипотеза состоит в том, что использование  $Z^+$ -чисел с адаптивным механизмом обучения функции уверенности  $R(x)$  позволит повысить обоснованность и точность оценок климатических рисков. Основные результаты работы включают: 1) архитектуру динамической экспертной системы, реализующую  $Z^+$ -числа; 2) метод адаптации  $R(x)$  на основе исторических данных; 3) экспериментальное подтверждение эффективности подхода.

## ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ Z- И Z<sup>+</sup>-ЧИСЕЛ

**Лингвистические переменные и нечеткие множества.** Концепции лингвистической переменной и нечеткого множества составляют основу для понимания Z-чисел. Лингвистическая переменная — это переменная, значениями которой выступают слова или предложения естественного или искусственного языка [4—6]. Например, лингвистическая переменная «Скорость» может принимать значения «очень низкая», «низкая», «средняя», «высокая». Каждое такое значение формализуется с помощью теории нечетких множеств.

Нечеткое множество  $A$  в универсуме  $X$  характеризуется функцией принадлежности  $\mu_A(x): X \rightarrow [0, 1]$ , которая определяет степень принадлежности каждого элемента  $x \in X$  множеству  $A$ . Типичным примером служит треугольное нечёткое число, задаваемое тройкой  $(a_1, a_2, a_3)$ , где  $a_2$  — ядро (степень принадлежности равна 1),  $a_1$  и  $a_3$  — левая и правая границы носителя.

**Z-число** представляет собой упорядоченную пару  $Z = (A, B)$ , где  $A$  — нечеткое ограничение на значения некоторой переменной  $X$ , а  $B$  — нечеткая мера надежности этого ограничения [7]. Например, высказывание эксперта «Завершение проекта займет около 2 недель, я почти уверен» формализуется как  $Z = (A, B)$ . Здесь  $A$  — нечеткое число «около 2 недель» (например, треугольное число  $(1.5, 2, 2.5)$ ), а  $B$  — нечеткое число «почти уверен» (например,  $(0.7, 0.8, 0.9)$ ).

**Z<sup>+</sup>-число** развивает концепцию Z-чисел, представляя собой пару  $Z^+ = (A, R)$  [2]. Как и прежде,  $A$  является нечетким ограничением, а  $R$  — мера надежности [8] — задается в виде нечеткого отношения или распределения. Ключевое отличие заключается в том, что  $R$  в Z<sup>+</sup>-числе определяет не общий уровень уверенности во всем множестве  $A$ , а распределение этой уверенности по его элементам. Это позволяет моделировать ситуации, когда уверенность в разных частях нечеткого интервала различна. Например, для нечеткого числа  $A$  = «Высокая температура» (30—45°C) отношение  $R$  может быть убывающей функцией: уверенность 1.0 при 35°C, 0.6 при 40°C и 0.2 при 45°C, что адекватно отражает меньшую надежность экстремальных прогнозных значений.

Для целей настоящей работы ключевым является свойство Z<sup>+</sup>-чисел, позволяющее дифференцировать уровень уверенности внутри нечеткого интервала  $A$ .

Это свойство использовано для моделирования ситуаций, когда надежность прогноза климатического параметра (например, температуры) снижается по мере приближения к экстремальным значениям, что и отражается в виде функции  $R(x)$ .

## ПРОЕКТИРОВАНИЕ ПРОТОТИПА ДИНАМИЧЕСКОЙ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ

Динамическая экспертная система [9, 10] построена по модульному принципу и включает четыре основных компонента (рис. 1):

- пользовательский интерфейс;
- базу знаний (БЗ);
- серверное приложение;
- модуль динамического обновления данных.

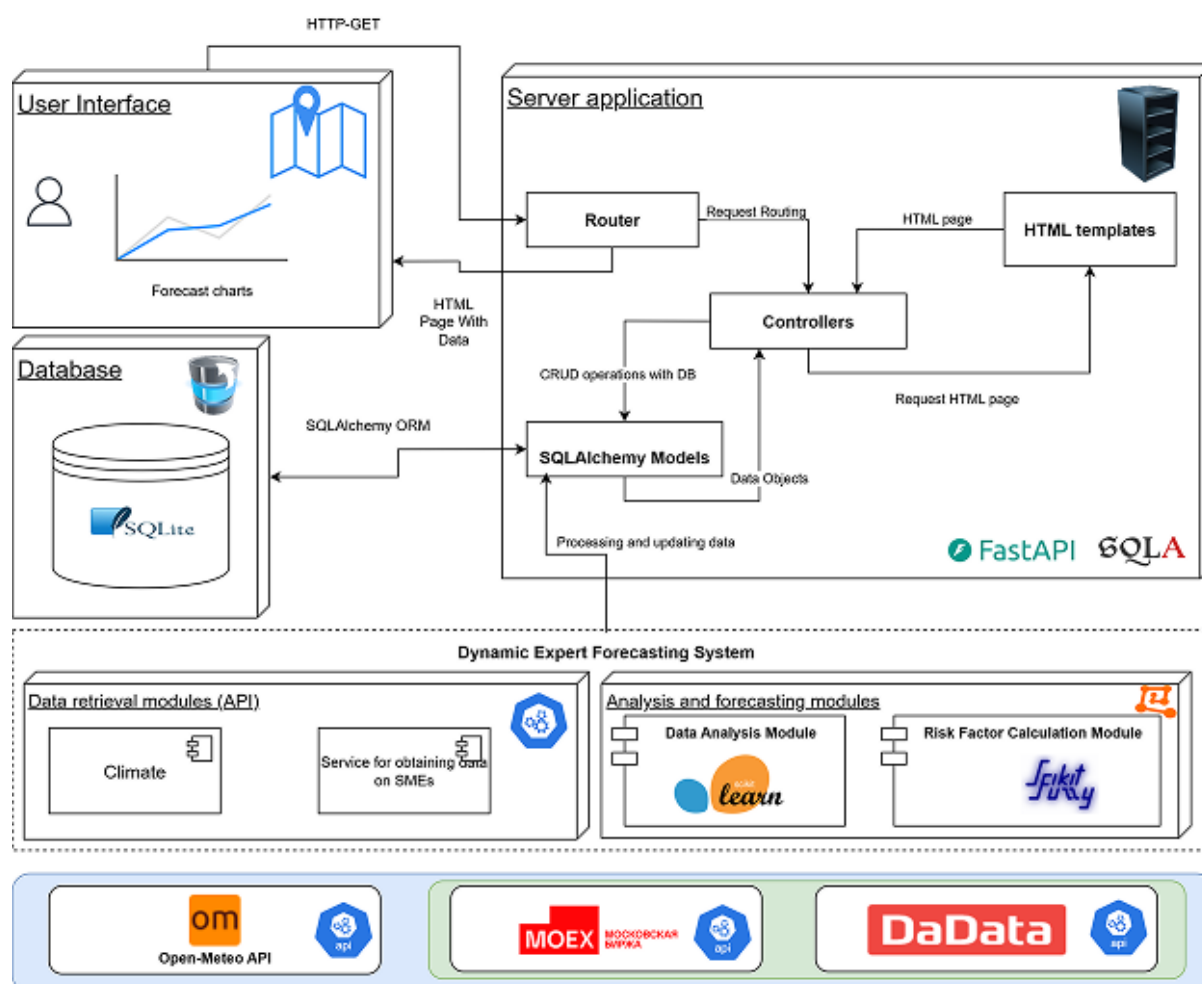


Рис. 1. Архитектура динамической экспертной системы

**Пользовательский интерфейс** обеспечивает взаимодействие пользователя с системой и реализует динамическую визуализацию пространственных данных. На основе библиотеки OpenStreetMap<sup>1</sup> создана интерактивная карта, отображающая населенные пункты по географическим координатам. На карте, с помощью интерактивных элементов и реестра предприятий, представлены актуальные результаты анализа климатического влияния: степени рисков и значения ключевых индикаторов.

**База знаний** [11, 12] содержит структурированные наборы данных: исторические климатические данные<sup>2</sup> и реестр МСП<sup>3</sup>. В ходе предварительной обработки исторические данные по климату и предприятиям были очищены от пропусков, приведены к сопоставимой временной шкале и единому формату представления (.csv).

**Серверное приложение** [13] является вычислительным ядром системы, скрытым от пользователя. Его ключевые функции включают:

- маршрутизацию HTTP-запросов от пользовательского интерфейса;
- обработку запросов с использованием контроллеров;
- управление данными в базе знаний (CRUD-операции);
- генерацию HTML-страниц для пользовательского интерфейса;
- выполнение аналитических моделей и нечеткого вывода на основе библиотеки scikit-fuzzy<sup>4</sup>;
- автоматическую актуализацию результатов анализа в БЗ при поступлении новых данных.

---

<sup>1</sup> OpenStreetMap Foundation. OpenStreetMap. URL: <https://www.openstreetmap.org> (дата обращения: 10.07.2025).

<sup>2</sup> ВНИИГМИ-МЦД. Температура и осадки: набор данных. URL: <http://meteo.ru/data/> (дата обращения: 10.07.2025).

<sup>3</sup> Реестр субъектов МСП за 2016–2024 гг. URL: <https://data.rcsi.science/data-catalog/datasets/205/> (дата обращения: 10.07.2025).

<sup>4</sup> Fuzzy logic toolkit for SciPy. <https://doi.org/10.5281/zenodo.802396>.  
<https://github.com/scikit-fuzzy/scikit-fuzzy?tab=readme-ov-file>.

---

**Модуль динамического обновления данных** обеспечивает постоянную актуализацию информации в системе. Реализованный как набор специализированных программных компонентов, этот модуль выполняет следующие функции.

1. **Получение данных из внешних источников.** Модуль взаимодействует с открытыми API веб-сервисов в режиме, близком к реальному времени. Основными источниками климатических данных выступают:

- специализированные метеорологические API (Open-Meteo)<sup>5</sup>, предоставляющие актуальные погодные условия, долгосрочные прогнозы и исторические данные. При API-запросе передаются параметры широты, долготы, временной зоны и количества дней;
- API центров мониторинга окружающей среды для получения специализированных индексов<sup>6</sup> (солнечная активность, качество воздуха, уровень осадков).

2. **Предварительная обработка и верификация.** Полученные сырые данные (в форматах JSON или XML) проходят этапы очистки от аномалий, преобразования к единому внутреннему формату системы (.csv) и проверки на целостность и непротиворечивость.

3. **Интеграция с базой знаний.** Подготовленные массивы данных передаются в базу знаний через слой объектно-реляционного преобразования (ORM), который абстрагирует работу с системой управления базами данных (СУБД) на уровне объектов предметной области, что обеспечивает структурированное хранение и эффективный доступ к данным для последующего анализа.

4. **Взаимодействие с серверным приложением.** Модуль не только обновляет сырые данные, но и предоставляет серверному приложению актуальную историческую статистику, необходимую для адаптации функций уверенности  $R$  в  $Z^+$ -числах, обеспечивая динамическую подстройку логики вывода системы под изменяющиеся условия и точность источников.

---

<sup>5</sup> Open-Meteo. Historical and Forecast Weather Data API. URL: <https://open-meteo.com/> (дата обращения: 10.07.2025).

<sup>6</sup> NOAA Space Weather Prediction Center. Daily Solar Indices. URL: <https://services.swpc.noaa.gov/text/daily-solar-indices.txt> (дата обращения: 10.07.2025).

---

**Адаптивный механизм обучения уверенности.** Ключевой задачей серверного приложения выступает снижение субъективности начального задания функций уверенности  $R$  в  $Z^+$ -числах. Для этого в механизм нечеткого вывода интегрирован модуль адаптивного обучения, который уточняет вид отношений  $R$  на основе ретроспективных данных.

Процесс адаптации реализуется по следующему алгоритму.

1. **Накопление эталонных данных.** Для каждого типа климатического параметра и класса предприятий в базе знаний сохраняются исторические пары «прогноз — фактическое значение» за продолжительный период.

2. **Сравнение и вычисление ошибки.** Для каждой такой пары вычисляется ошибка прогноза, например для температуры  $\Delta = |T_{\text{прогноз}} - T_{\text{факт}}|$ .

3. **Построение эмпирической функции надежности.** На основе накопленной статистики ошибок для каждого значения прогнозного параметра  $x$  (например, для каждой прогнозируемой температуры) строится эмпирическая мера уверенности — функция, обратно пропорциональная средней ошибке прогноза для данного  $x$ :  $R(x) \approx 1/(1 + \alpha \text{MSE}(x))$ , где  $\text{MSE}(x)$  — средняя квадратичная ошибка прогнозов, давших значение  $x$ , а  $\alpha$  — нормирующий коэффициент.

4. **Аппроксимация и сглаживание.** Полученное точечное отображение  $x \rightarrow R(x)$  аппроксимируется [14] с помощью регрессионных моделей для получения гладкой нечеткой функции уверенности  $R$ , готовой к использованию в механизме нечеткого вывода.

Таким образом, функция  $R$ , первоначально заданная экспертом, со временем постоянно уточняется и адаптируется к реальной точности источников данных, что снижает субъективность и повышает обоснованность оценок системы.

**Механизм нечеткого вывода.** Ключевым этапом работы серверного приложения является преобразование  $Z^+$ -числа  $Z^+ = (A, R)$  в обычное нечеткое число  $A'$ , которое может быть использовано в классическом механизме нечеткого вывода для расчета итогового риска. Это преобразование осуществляется оператором вероятностного ограничения [2], реализованным на основе программной библиотеки scikit-fuzzy.

Пусть  $A$  задано на универсуме  $X$  функцией принадлежности  $\mu_A(x)$ , а  $R$  — функцией уверенности  $R(x)$ , отображающей каждое значение  $x \in X$  в степень уверенности из интервала  $[0, 1]$ . Тогда результирующее нечеткое множество  $A'$  рассчитывается по формуле  $\mu_{A'}(x) = R(x)\mu_A(x)$ .

Данная операция реализована программно как поэлементное умножение массива значений функции принадлежности  $A$  на массив значений функции уверенности  $R$  для каждого дискретного значения универсума  $X$ . Таким образом, уверенность  $R(x)$  выступает в роли модулятора, напрямую снижая степень принадлежности тех значений  $x$ , в достоверности которых система менее уверена.

**Пример.** Пусть для температуры  $45^\circ\text{C}$  исходная степень принадлежности к понятию «Высокая температура»  $\mu_A(45) = 0.8$ . Если функция уверенности, обученная на исторических данных, дает для этого значения  $R(45) = 0.3$ , то итоговая степень принадлежности в расчетах будет снижена:  $\mu_{A'}(45) = 0.3 \cdot 0.8 = 0.24$ .

Итоговое нечеткое множество  $A'$  агрегируется с другими параметрами в системе нечеткого вывода, и для него вычисляется четкое значение риска (дефаззификация), которое отображается пользователю. Итоговая уверенность для визуализации (например, в виде насыщенности цвета) рассчитывается как среднее значение функции  $R(x)$  по носителю нечеткого множества  $A$ .

**Динамический характер экспертной системы** [15—18] проявляется также в возможности адаптации нечетких отношений уверенности  $R$  в  $Z^+$ -числах при поступлении новых данных. Например, уверенность в прогнозных значениях температуры ( $R$ ) автоматически снижается модулем обработки по мере увеличения горизонта прогноза или при обнаружении расхождений между моделями.

**Автоматический перерасчет показателей** обеспечивается тем, что поступление в базу знаний актуальных климатических данных, таких как текущая погода, прогнозы, индексы автоматически инициирует выполнение аналитических процедур серверным приложением.

**Визуализация неопределенности.** Реализована интерактивная картографическая система на основе OpenStreetMap, где каждый маркер предприятия визуализирует результаты расчета  $Z^+$ -чисел: цвет указывает на уровень риска, а насы-



щенность цвета отражает степень уверенности в оценке. При клике на маркер открывается всплывающее окно с детализацией расчета, включая исходную степень принадлежности, уровень уверенности и итоговый скорректированный риск.

Для эффективного донесения информации об уверенности до пользователя реализованы следующие методы визуализации.

- **Насыщенность цвета:** Цвет маркера МСП на карте (от зеленого к красному) показывает уровень риска ( $A$ ), а насыщенность этого цвета соответствует степени уверенности в этой оценке ( $R$ ). Низкая насыщенность сигнализирует о высокой неопределенности.
- **Всплывающие подсказки (Tooltips):** При наведении курсора на элемент отображается текстовая информация вида: «Риск: Высокий (Уверенность: 75%)».
- **Графики функций:** В «карточке» предприятия может отображаться график функции  $R(x)$  для ключевых параметров, позволяя анализировать распределение уверенности по диапазону возможных значений.

**Программная реализация и визуализация системы.** Для верификации предложенного подхода разработаны программные модули на языке Python, реализующие динамическую экспертную систему оценки климатических рисков на основе  $Z^+$ -чисел. Архитектура системы включает следующие ключевые компоненты:

- модуль обработки  $Z^+$ -чисел — реализует преобразование  $(A, R) \rightarrow A'$ ;
- интерактивная визуализация МСП на OpenStreetMap (рис. 2);
- аналитический дашборд — сравнительный анализ эффективности методов;
- генератор тестовых данных — создание реалистичных сценариев.

На интерактивной карте (рис. 2) в качестве примера представлены результаты оценки климатических рисков для 10 тестовых предприятий различных отраслей. Маркеры визуализируют применение  $Z^+$ -подхода.

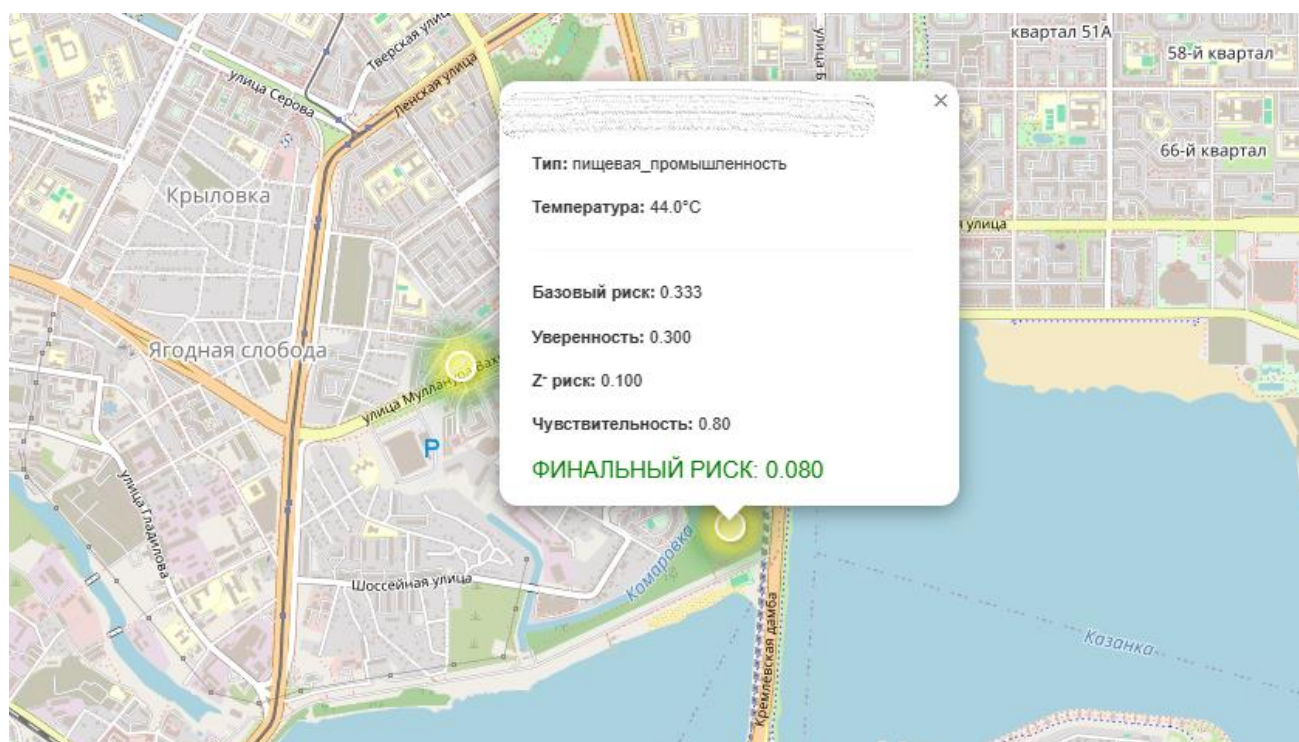


Рис. 2. Пример интерактивной визуализация МСП

## ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ

В этом разделе проведено сравнение трех методов – двух базовых, и предложенного в настоящей работе. Это:

- (*Стандартная нечеткая логика*): нечеткая система, оперирующая только лингвистическими переменными (компонента  $A$ );
- (*Z-числа*): система на основе классических  $Z$ -чисел с постоянным уровнем уверенности  $B$  для всего интервала  $A$ ;
- ( *$Z^+$ -числа*): описанная в работе система с адаптивными  $Z^+$ -числами.

В качестве метрики использовалась калибровка уверенности. Для валидации подхода был создан синтетический набор данных, имитирующий исторические данные за 2023—2024 гг. для 5000 предприятий различных отраслей экономики. Использование синтетического набора данных позволило сгенерировать эталонные метки «ущерб / нет ущерба» с детерминированной зависимостью от климатических событий, что необходимо для объективной валидации способности системы выявлять именно эту зависимость, минуя шумы и неопределенности реальных данных.

Оценка системы считалась ошибочной, если она присваивала высокий риск при эталонной метке «отсутствие ущерба», и наоборот. Результаты оценки точности прогнозов в зависимости от заявленной уверенности системы представлены в табл. 1.

Табл. 1. Зависимость точности прогнозов от заявленной уверенности системы

Уровень уверенности системы	Стандартная нечеткая логика	Z-числа	Z <sup>+</sup> -числа
Низкая (0—30%)	—	55%	78%
Средняя (31—70%)	—	72%	85%
Высокая (71—100%)	82%	82%	95%

Для оценки калибровки уверенности мы группировали прогнозы системы по уровням заявленной уверенности (низкий, средний, высокий) и вычисляли точность прогнозирования (долю верных оценок) внутри каждой группы.

Анализ результатов эксперимента свидетельствует о лучшей калибровке предложенного метода на основе Z<sup>+</sup>-чисел по сравнению с базовыми подходами. В условиях, когда система присваивает оценкам высокий уровень уверенности, достигается точность прогнозирования 95%, что существенно превышает показатели сравниваемых методов. Это позволяет утверждать, что высокая уверенность системы статистически обоснована и повышает надежность соответствующих предупреждений. Кроме того, система продемонстрировала способность к корректной идентификации ситуаций с низкой предсказуемостью, обеспечивая точность 78% в группе с низкой уверенностью, тогда как классический подход на основе Z-чисел показывает склонность к ошибочным оценкам в аналогичных условиях.

## ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Внедрение концепции  $Z^+$ -чисел позволило преодолеть ключевое ограничение традиционных нечетких систем — предположение о равномерной уверенности в пределах всего нечеткого интервала. На тестовых примерах показано, что система выдает различные оценки для ситуаций, которые классический подход трактует одинаково. Например, для двух предприятий с расчетным риском «Высокий» (А) система, учитывая низкую уверенность (R) для IT-компаний из-за косвенности связи, визуализировала его менее насыщенным цветом, что сигнализировало пользователю о необходимости более осторожной интерпретации результата.

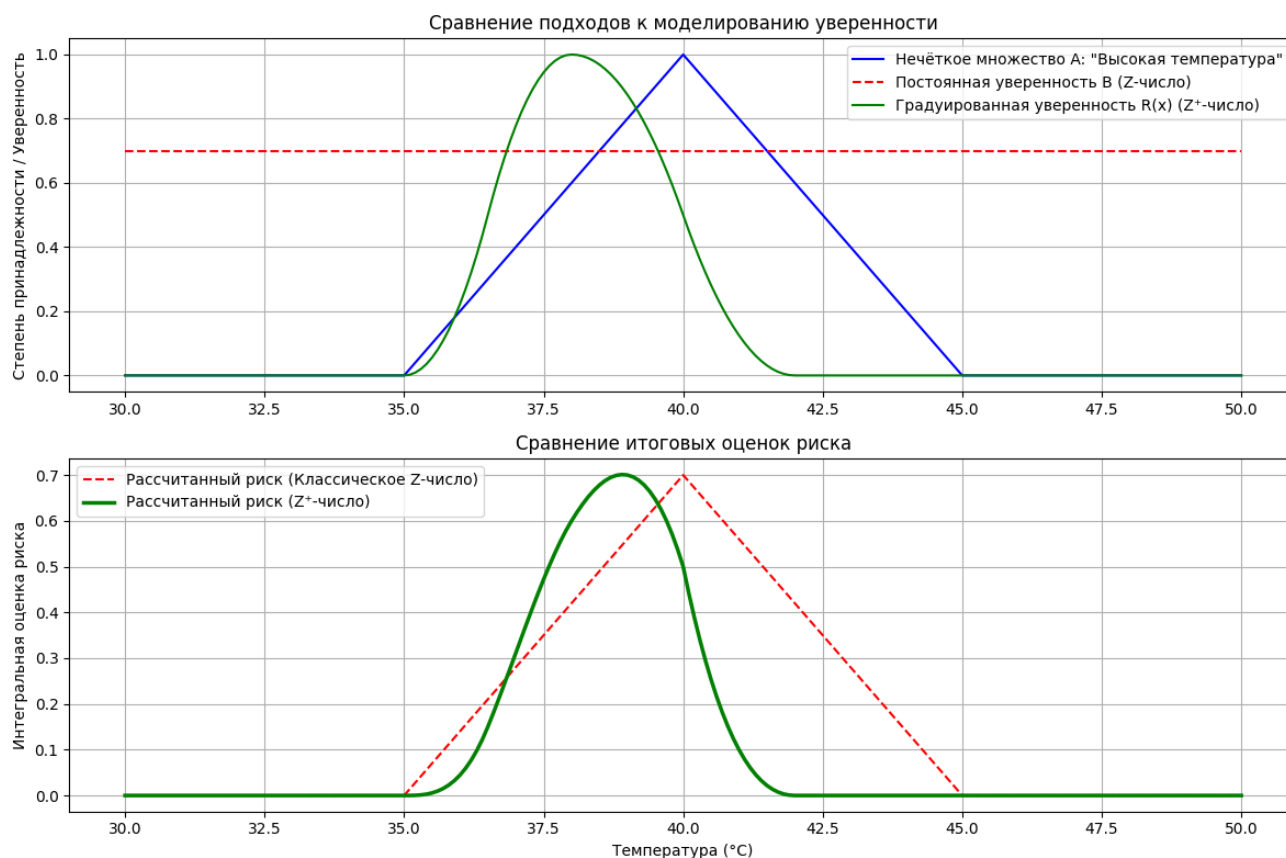


Рис. 3. Сравнение подходов Z-системы и  $Z^+$ -системы.

На рис. 3 представлены результаты моделирования для сценария оценки риска «Высокая температура», наглядно демонстрирующие различия между подходами. Классический Z-подход использует постоянный уровень уверенности (B)

на протяжении всего интервала  $A$ , в то время как  $Z^+$ -подход применяет градуированную уверенность  $R(x)$ , которая максимальна вблизи наиболее вероятного значения ( $38^\circ\text{C}$ ) и снижается к границам интервала. Это точнее отражает онтологию экспертных знаний: уверенность в прогнозе температуры  $38^\circ\text{C}$  обычно выше, чем в  $45^\circ\text{C}$ .

Полученные оценки риска (рис. 3, нижняя часть) показывают, что классическое  $Z$ -число дает завышенную и «плоскую» оценку для всех высоких температур. Напротив,  $Z^+$ -число обеспечивает более детализированную и контекстуально зависимую оценку: пик риска соответствует зоне наибольшей уверенности, а оценка автоматически снижается на краях интервала, указывая пользователю на высокую неопределенность. Это предотвращает принятие необоснованно радикальных решений на основе экстремальных, но ненадежных прогнозов.

**Оценка производительности и масштабируемости системы.** Практическое внедрение экспертной системы требует оценки ее производительности и способности обрабатывать растущие объемы данных. Для оценки этих характеристик проведен нагрузочный тест прототипа системы на серверной платформе с конфигурацией: CPU Intel Xeon E-2388G (8 ядер, 3.2 GHz), 32 GB RAM, SSD NVMe.

Методика тестирования включала последовательную загрузку в систему данных о МСП и измерение времени отклика при выполнении стандартного сценария: расчет рисков для всех предприятий при поступлении нового пакета климатических данных. Полученные результаты представлены в табл. 2.

Анализ результатов показал, что система демонстрирует приемлемую линейную сложность  $O(n)$  на объемах данных, характерных для регионального сегмента МСП (до 5—7 тыс. предприятий). Основным узким местом, как и предполагалось, является этап агрегации  $Z^+$ -чисел, что проявляется в резком росте загрузки CPU при обработке более 5000 записей. Тем не менее, даже для 10000 предприятий время обработки (~2.2 мин.) остается адекватным для задач, не требующих обработки в реальном времени. Для дальнейшего повышения масштабируемости в будущих работах планируется исследование методов параллельных вычислений на GPU и предварительной агрегации данных.

Табл. 2. Результаты нагрузочного тестирования

Количество предприятий	Время обработки, с	Загрузка CPU, %	Использование RAM, MB
100	1.2	15	250
1000	8.5	42	580
5000	48.7	89	1450
10000	132.4	98	2850

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Показаны практическая значимость концепций  $Z^-$  и  $Z^+$ -чисел для задач управления в условиях неопределенности и их реализуемость. Разработана архитектура прототипа динамической экспертной системы по анализу влияния климатических воздействий на малые и средние предприятия.

Использование  $Z^+$ -чисел и их динамическая адаптация к актуальности данных значительно повышают обоснованность выдаваемых системой рекомендаций для малых и средних предприятий, что способствует их устойчивости к климатическим изменениям.

Основными выявленными ограничениями системы являются: 1) высокая вычислительная сложность агрегации  $Z^+$ -чисел, ограничивающая масштабируемость, и 2) субъективность начального задания функций уверенности  $R$ .

Перспективы дальнейших исследований включают:

- оптимизацию алгоритмов агрегации за счет внедрения методов параллельных вычислений (GPU-ускорение) и создание редуцированных аппроксимирующих алгоритмов;
- разработку методов автоматического обучения функций  $R(x)$  на основе анализа исторических данных и временных рядов с применением методов машинного обучения для минимизации субъективности.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Zadeh L.A. A Note on Z-numbers // Information Sciences. 2011. Vol. 181. P. 2923–2932.
2. Aliev R.A., Alizadeh A.V., Huseynov O.H. The arithmetic of discrete Z-numbers // Information Sciences. 2015. Vol. 290. P. 134–155.
3. Lala M. Zeinalova. Choquet aggregation based decision making under Z-information // ICTACT Journal on Soft Computing. 2014. Vol. 4, № 4. P. 819–824.
4. Бурнашев Р.А., Сергеев Я.В., Назипова А.Ф. Методы гранулирования нечётких временных рядов для анализа данных // Онтология проектирования. 2025. Т. 15, № 3(57). С. 404–417. <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2025-15-3-404-417>.
5. Enikeeva A. I., Burnashev R.A., Farahov R.R. Development of an Expert System Based on Fuzzy Logic for Pneumonia Diagnostics // Automatic Documentation and Mathematical Linguistics. 2024. Vol. 58, No. S4. P. S202–S215. <https://doi.org/10.3103/S000510552570027X>.
6. Enikeev A. I., Burnashev R.A., Vakhitov G.Z. Software tools and techniques for the expert systems building // Advances in Intelligent Systems and Computing. 2020. Vol. 1041. P. 191–199. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-0637-6\\_16](https://doi.org/10.1007/978-981-15-0637-6_16).
7. Полещук О. М., Поярков Н.Г, Тумор С.В. Принятие решений на основе байесовского подхода и Z-чисел // Лесной вестник. 2019. Т. 23, № 4. С. 112–116. – <https://doi.org/10.18698/2542-1468-2019-4-112-116>.
8. Полещук О. М., Чернова Т.В. Z - числа и их новые возможности для моделирования реального мира // Современные проблемы физико-математического образования : сборник материалов VI Международной заочной научно-практической конференции, Орехово-Зуево, 12–13 декабря 2016 года / Государственный гуманитарно-технологический университет. Орехово-Зуево: Государственный гуманитарно-технологический университет, 2016. С. 33–35.
9. Kostikova A.V., Tereliansky P.V., Shuvaev A.V., [et al.] Expert Fuzzy Modeling of Dynamic Properties of Complex Systems // ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences. 2016. Vol. 11, No. 17. P. 10601–10608.

10. Мозгачев А.В., Рыбина Г.В., Шанцер Д.И., Блохин Ю.М. Динамические интеллектуальные системы на основе интегрированных экспертных систем// Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2012. № 5. С. 13–20.
  11. Тутов Н. А., Макрушин С. В. Технология создания доменной базы знаний вопрос-ответной системы на основе крупномасштабной универсальной базы знаний// Computational Nanotechnology. 2022. Т. 9, № 1. С. 115–124. <https://doi.org/0.33693/2313-223X-2022-9-1-115-124>.
  12. Davydenko I. T. Semantic models, method and tools of knowledge bases coordinated development based on reusable components // Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем. 2018. №. 8. Р. 99–119.
  13. Бочкарев А. М. Эффективность использования информационных платформ разработки клиент-серверных приложений для информационных систем промышленных предприятий // Финансовый бизнес. 2021. № 4(214). С. 17–19.
  14. Гринюк Д. А., Сухорукова И. Г., Олиферович Н. М. Использование алгоритмов аппроксимации для сглаживания трендов измерительных преобразователей// Труды БГТУ. Серия 3: Физико-математические науки и информатика. 2017. № 2(200). С. 82–87.
  15. Bi L., Cao W., Hu W., Wu M. A Dynamic-Attention-Based Heuristic Fuzzy Expert System for the Tuning of Microwave Cavity Filters // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2022. Vol. 30, No. 9. P. 3695–3707. <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2021.3124643>.
  16. Livio J., Hodhod R. AI Cupper: A Fuzzy Expert System for Sensorial Evaluation of Coffee Bean Attributes to Derive Quality Scoring. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2018. Vol. 26 (6). P. 3418–3427. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2018.2832611>.
  17. Samanta S., Pratama M., Sundaram S. Bayesian Neuro-Fuzzy Inference System for Temporal Dependence Estimation. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2021. Vol. 29 (9). P. 2479–2490. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2020.3001667>.
  18. Giiven M.K., Passino K.M. Avoiding exponential parameter growth in fuzzy systems. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2001. Vol. 9 (1). P. 194–199. DOI: 10.1109/91.917125.
-



## DESIGN OF A DYNAMIC EXPERT SYSTEM FOR ANALYZING THE IMPACT OF CLIMATE EFFECTS ON SMALL AND MEDIUM SIZED ENTERPRISES

R. A. Burnashev<sup>1</sup> [0000-0002-1057-0328], Y. V. Sergeev<sup>2</sup> [0009-0009-3370-1464]

<sup>1, 2</sup>Kazan Federal University, Kazan, Russia

<sup>1</sup>r.burnashev@inbox.ru, <sup>2</sup>sergeevyarik7@yandex.ru

### **Abstract**

Growing climate instability is creating new challenges and risks for the resilience of small and medium-sized enterprises (SMEs). This article proposes a prototype architecture for a dynamic expert system comprising several key modules: a user interface, a knowledge base, a server application, and a dynamic data update module with real-time APIs. A distinctive feature of the system is the application of  $Z^+$ -number calculus, implemented using the scikit-fuzzy library, which allows for accounting of graded confidence in evaluations. This approach provides more robust and adaptive risk assessments that are sensitive to changes in the quality of input data. Interactive visualization of the results is built upon OpenStreetMap. The system's methodology for self-adaptation of confidence measures based on historical data is described.

**Keywords:** *Z-numbers, fuzzy logic, expert system, uncertainty, climate risks, small and medium enterprises, data visualization, decision making.*

### **REFERENCES**

1. Zadeh L.A. A Note on Z-numbers // Information Sciences. 2011. Vol. 181. P. 2923–2932.
2. Aliev R.A., Alizadeh A.V., Huseynov O.H. The arithmetic of discrete Z-numbers // Information Sciences. 2015. Vol. 290. P. 134–155.
3. Zeinalova L.M. Choquet aggregation based decision making under Z-information // ICTACT Journal on Soft Computing. 2014. Vol. 4, № 4. P. 819–824.
4. Burnashev R.A., Sergeev Y.V., Nazipova A.F. Metody granulyatsii nechetkikh vremennykh ryadov dlya analiza dannykh // Ontologiya proektirovaniya. 2025. T. 15, No. 3(57). P. 404–417. <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2025-15-3-404-417>.
5. Enikeeva A.I., Burnashev R.A., Farahov R.R. Development of an Expert System Based on Fuzzy Logic for Pneumonia Diagnostics // Automatic Documentation and

*Mathematical Linguistics*. 2024. Vol. 58, No. S4. P. S202–S215.  
<https://doi.org/10.3103/S000510552470027X>.

6. Enikeev A.I., Burnashev R.A., Vakhitov G.Z. *Software tools and techniques for the expert systems building* // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Vol. 1041. P. 191–199. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-0637-6\\_16](https://doi.org/10.1007/978-981-15-0637-6_16)

7. Poleshchuk O.M., Poyarkov N.G., Tumor S.V. *Prinyatiye resheniy na osnove bayesovskogo podkhoda i Z-chisel* // *Lesnoy vestnik*. 2019. T. 23, No. 4. S. 112–116. <https://doi.org/10.18698/2542-1468-2019-4-112-116>.

8. Poleshchuk O.M., Chernova T.V. *Z - chisla i ikh novyye vozmozhnosti dlya modelirovaniya real'nogo mira* // *Sovremennyye problemy fiziko-matematicheskogo obrazovaniya: sbornik materialov VI Mezhdunarodnoy zaochnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Orekhovo-Zuyevo, 12–13 dekabrya 2016 goda* / Gosudarstvennyy gumanitarno-tekhnologicheskyy universitet. Orekhovo-Zuyevo: Gosudarstvennyy gumanitarno-tekhnologicheskyy universitet, 2016. P. 33–35.

9. Kostikova A.V., Tereliansky P.V., Shuvaev A.V. [i dr.] *Expert Fuzzy Modeling of Dynamic Properties of Complex Systems* // *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*. 2016. Vol. 11, No. 17. P. 10601–10608.

10. Mozgachev A.V., Rybina G.V., Shantser D.I., Blokhin Y.M. *Dinamicheskiye intellektual'nyye sistemy na osnove integrirovannykh ekspertnykh sistem* // *Pribory i sistemy. Upravleniye, kontrol', diagnostika*. 2012. No. 5. S. 13–20.

11. Titov N.A., Makrushin S.V. *Tekhnologiya sozdaniya domennoy bazy znaniy vopros-otvetnoy sistemy na osnove krupnomasshtabnoy universal'noy bazy znaniy* // *Computational Nanotechnology*. 2022. V. 9, № 1. P. 115–124. <https://doi.org/10.33693/2313-223X-2022-9-1-115-124>.

12. Davydenko I.T. *Semantic models, method and tools of knowledge bases coordinated development based on reusable components* // *Otkrytyye semanticheskiye tekhnologii proektirovaniya intellektual'nykh sistem*. 2018. No. 8. P. 99–119.

13. Bochkarev A.M. *Effektivnost' ispol'zovaniya informatsionnykh platform razrabotki klient-servernykh prilozheniy dlya informatsionnykh sistem promyshlennykh predpriyatiy* // *Finansovyy biznes*. 2021. № 4(214). P. 17–19.

14. Grinyuk D.A., Sukhorukova I.G., Oliferovich N.M. *Ispol'zovaniye algoritmov approksimatsii dlya sglazhivaniya trendov izmeritel'nykh preobrazovateley* // *Trudy BGTU. Seriya 3: Fiziko-matematicheskiye nauki i informatika*. 2017. № 2(200). P. 82–87.

15. Bi L., Cao W., Hu W., Wu M. A Dynamic-Attention-Based Heuristic Fuzzy Expert System for the Tuning of Microwave Cavity Filters // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2022. Vol. 30, No. 9. P. 3695–3707. <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2021.3124643>.
16. Livio J., Hodhod R. AI Cupper: A Fuzzy Expert System for Sensorial Evaluation of Coffee Bean Attributes to Derive Quality Scoring. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2018. Vol. 26 (6). P. 3418–3427. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2018.2832611>.
17. Samanta S., Pratama M., Sundaram S. Bayesian Neuro-Fuzzy Inference System for Temporal Dependence Estimation. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2021. Vol. 29 (9). P. 2479–2490. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2020.3001667>.
18. Giiven M.K., Passino K.M. Avoiding exponential parameter growth in fuzzy systems. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2001. Vol. 9 (1). P. 194–199 <https://doi.org/10.1109/91.917125>.

## СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



**БУРНАШЕВ Рустам Арифович** – окончил Казанский (Приволжский) федеральный университет. В настоящее время работает заведующим кафедрой анализа данных и технологий программирования Института вычислительной математики и информационных технологий Казанского (Приволжского) федерального университета.

Область научных интересов: системы поддержки принятия решений, экспертные системы, машинное обучение, анализ данных, нечёткая логика. Автор более 50 научных работ.

**Rustam Arifovich BURNASHEV** – graduated from Kazan (Volga Region) Federal University. Since 2025, he has been the Head of the Department of Data Analysis and Programming Technologies at the Institute of Computational Mathematics and Information Technologies of Kazan (Volga Region) Federal University.

Research interests: decision support systems, expert systems, machine learning, data analysis, fuzzy logic. Author of more than 50 scientific papers.

email: [r.burnashev@inbox.ru](mailto:r.burnashev@inbox.ru)

ORCID: 0000-0002-1057-0328



**СЕРГЕЕВ Ярослав Владиславович** – обучается на 2 курсе магистратуры Казанского (Приволжского) федерального университета на кафедре анализа данных и технологий программирования по специальности 01.04.02 «Прикладная математика и информатика». В настоящее время работает преподавателем на кафедре анализа данных и технологий программирования Института вычислительной математики и информационных технологий Казанского (Приволжского) федерального университета.

Область научных интересов: Системы поддержки принятия решений.

**Yaroslav Vladislavovich SERGEEV** – is a 2nd-year master's student at the Department of Data Analysis and Programming Technologies of Kazan (Volga Region) Federal University, majoring in 01.04.02 Applied Mathematics and Informatics. He currently works as a teacher at the Department of Data Analysis and Programming Technologies, Institute of Computational Mathematics and Information Technologies at Kazan (Volga Region) Federal University.

Research interests: decision support systems.

email: sergeevyarik7@yandex.ru

ORCID: 0009-0009-3370-1464

*Материал поступил в редакцию 11 октября 2025 года*