



**ФЕДЕРАЛЬНОЕ АГЕНТСТВО ВОЗДУШНОГО ТРАНСПОРТА  
(РОСАВИАЦИЯ)**

**ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ  
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ «МОСКОВСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ГРАЖДАНСКОЙ  
АВИАЦИИ» (МГТУ ГА)**

**ФАКУЛЬТЕТ** Управления на воздушном транспорте

**КАФЕДРА** Управления воздушным движением

**Направление подготовки** 25.06.01 Аэронавигация и эксплуатация  
(код и наименование направления подготовки)  
авиационной и ракетно-космической техники

**Направленность** 05.22.13 Навигация и управление воздушным движением  
(наименование направленности)

**НАУЧНО-КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**

**Тема** Риск-ориентированный подход при управлении безопасностью сложной  
аэронавигационной системы на основе нечеткой логики и при анализе редких  
авиационных событий без применения вероятностных показателей

**Обучающийся:**

Невретдинов Р. Р.

(Ф.И.О.)

(Подпись)

**Научный руководитель:**

к.в.н., доц. Чехов И. А.

(уч.степень, уч.звание, Ф.И.О.)

(Подпись)

**Рецензенты:**

д.т.н., проф. Борсоев В.А.

(уч.степень, уч.звание, Ф.И.О. )

(Подпись)

д.т.н., проф. Прохоров А.В.

(уч.степень, уч.звание, Ф.И.О. )

(Подпись)

**Работа допущена к защите:**

**Заведующий кафедрой**

к.и.н, доц. Нечаев В. Н.

(уч.степень, уч.звание, Ф.И.О. )

(Подпись)

**МОСКВА. 2025**

В условиях современного развития авиационной отрасли обеспечение безопасности полётов становится одним из ключевых приоритетов как для международного авиационного сообщества, так и для национальных государств. Глобальный рост воздушного движения, внедрение новых технологий и расширение функционала аэронавигационных систем требуют совершенствования существующих методов оценки и управления рисками. Традиционные вероятностные модели, основанные на накопленной статистике отказов и формальных процедурах, зачастую не способны адекватно отражать влияние редких, но потенциально катастрофических событий.

Особую сложность представляет интеграция качественных факторов, таких как человеческий фактор, организационные особенности и динамические изменения в структуре воздушного пространства. Международные нормативные документы устанавливают единые принципы и стандарты для систем управления безопасностью, однако их применение в отечественной практике осложняется недостатком эмпирических данных по редким событиям и сложностью учета «мягких» параметров.

Современные исследования в области управления безопасностью полётов всё чаще обращаются к интеграции методов нечеткого моделирования и машинного обучения, позволяющих объединить объективные количественные показатели с экспертными оценками и субъективными переменными. Такой гибридный подход способствует формированию адаптивных моделей оценки риска, способных оперативно реагировать на изменения в условиях эксплуатации, что особенно важно для российской авиационной отрасли, характеризующейся динамичным развитием и быстрыми технологическими изменениями.

Таким образом, **актуальность исследования** обусловлена необходимостью разработки инновационной методологии, которая позволит повысить точность и эффективность оценки рисков в системах управления безопасностью полётов посредством интеграции традиционных

статистических методов, нечеткого моделирования и алгоритмов машинного обучения.

**Объектом исследования** является система управления безопасностью сложной аэронавигационной системы (САС), включающая технические, организационные и человеческие компоненты, с учетом специфики функционирования при редких авиационных событиях. Система охватывает как процессы мониторинга технического состояния воздушных судов и оборудования, так и процедуры анализа и управления эксплуатационными рисками, возникающими на этапах планирования, выполнения и пост-эксплуатационной деятельности.

Особое внимание в исследовании уделяется аспектам интеграции данных из различных источников: технических показателей, статистики происшествий и инцидентов, а также экспертных оценок, полученных в результате опросов и тренажёрных сессий. Таким образом, объект исследования охватывает все элементы аэронавигационных систем, влияющие на уровень безопасности полётов.

**Предметом исследования** являются методы и модели оценки рисков в аэронавигационных системах на основе нечеткой логики, исключающие применение вероятностных показателей и позволяющие эффективно учитывать качественные факторы и неопределённости в условиях малой статистики редких событий.

В рамках предмета исследования рассматриваются следующие вопросы:

1. Оценка эффективности классических методов (метод анализа «дерева отказов» (АДО), метод анализа видов и последствий отказов (АВПО) и среднюю наработку до отказа (СНО)) при анализе редких событий.
2. Применение нечеткой логики для учета качественных факторов и экспертных оценок, позволяющее моделировать неопределенность в условиях малой статистики.

3. Разработка и внедрение методов машинного обучения для автоматизации анализа больших объёмов данных и динамического обновления оценок риска.
4. Интеграция различных подходов в единую гибридную модель, способную обеспечивать комплексную оценку риска в реальных условиях эксплуатации аэронавигационных систем.

**Целью исследования** является разработка интегрированной, риск-ориентированной модели оценки безопасности полётов в системах управления авиационной безопасностью, которая объединяет традиционные статистические методы, методы нечеткого моделирования и алгоритмы машинного обучения для повышения точности, адаптивности и воспроизводимости оценок риска.

Основная цель направлена на создание модели, способной:

1. Учесть динамические изменения в эксплуатационных условиях и быстро реагировать на изменение характеристик системы.
2. Интегрировать разнородные данные, включая технические показатели, статистику отказов и экспертные оценки.
3. Обеспечить надёжную оценку риска в условиях ограниченности статистических данных, характерных для редких, но критически опасных событий.
4. Предоставить инструментарий для оперативного принятия управленческих решений в целях повышения безопасности полётов.

Для достижения поставленной цели в ходе исследования необходимо решить **следующие задачи**:

1. Провести системный анализ существующей нормативно-правовой базы и международного опыта в области управления безопасностью полётов.
2. Проанализировать и оценить существующие методы оценки риска (АДО, АВПО, СНО) с точки зрения их применимости в современных

условиях, включая анализ их ограничений при работе с редкими событиями.

3. Изучить современные подходы, основанные на нечеткой логике и риск-ориентированных моделях, а также методы машинного обучения для оценки риска.
4. Разработать концептуальную модель, объединяющую классические вероятностные методы, нечеткое моделирование и МЛ-подходы для комплексной оценки риска.
5. Провести математическое обоснование и формализацию разработанной модели, включая описание функций принадлежности, лингвистических переменных и схемы интеграции данных.
6. Реализовать программную версию модели с использованием современных инструментов и алгоритмов МЛ, включая глубокие нейронные сети и ансамблевые методы.
7. Провести пилотное тестирование разработанной модели на реальных данных, полученных из авиационных источников, и сравнить результаты с традиционными методами оценки.
8. Оценить эффективность интегрированной модели через анализ чувствительности, валидацию результатов и сопоставление с экспертными оценками.
9. Определить перспективы развития и дальнейшие направления исследований в области оценки риска в авиационных системах на основе гибридного подхода.
10. Разработать рекомендации по внедрению полученной модели в системы управления безопасностью полётов и оценке риска в условиях современного воздушного пространства.

**Новизна** проведённого исследования заключается в следующих аспектах:

1. Исследование предлагает гибридную модель оценки риска, объединяющую традиционные вероятностные методы, нечеткое

моделирование и алгоритмы машинного обучения, что позволяет учитывать как количественные, так и качественные параметры в единой модели.

2. Предлагаемая модель адаптирована для анализа редких событий, статистика которых зачастую ограничена, что является существенным шагом вперёд по сравнению с классическими подходами.
3. В исследовании используются лингвистические переменные и нечеткие правила для формализации экспертных оценок, что повышает точность оценки риска в условиях высокой неопределённости.
4. Разработка и апробация алгоритмов машинного обучения для динамического анализа больших объёмов данных и адаптивного обновления оценок риска представляют собой значительное научное новшество.
5. Исследование предлагает новые математические выкладки и формулы, позволяющие объединить результаты различных методических подходов в единую интегральную оценку риска.
6. Новизна методологии подтверждается пилотным тестированием модели на данных реальных авиакомпаний, что позволяет оценить её практическую применимость и эффективность в условиях динамичной эксплуатации воздушного пространства.
7. В исследовании предложены новые методы дефаззификации, позволяющие преобразовывать нечеткий вывод в конкретные числовые показатели, пригодные для управленческого анализа.
8. Гибридная модель не требует больших объёмов эмпирических данных, что особенно актуально для редких событий, и позволяет существенно снизить степень неопределённости в оценках риска.

9. Предложенная методология объединяет данные из технических систем, статистики отказов и экспертных оценок, обеспечивая всесторонний анализ рисков.

Результаты исследования могут быть использованы для разработки более сложных и адаптивных моделей оценки риска в авиационной отрасли, способных интегрировать дополнительные источники данных и улучшать качество прогнозирования.

Разработанная гибридная модель оценки риска позволяет оперативно выявлять потенциальные угрозы безопасности полётов, что способствует своевременному принятию управленческих решений.

Интеграция нечеткого моделирования и методов машинного обучения обеспечивает возможность динамического обновления оценок риска, что особенно важно для оперативного реагирования на изменения в воздушном пространстве.

Разработка методологии может быть использована органами управления воздушным движением для повышения уровня безопасности полётов и оптимизации процессов обслуживания воздушного движения.

Результаты исследования способствуют формированию научно обоснованных рекомендаций для совершенствования нормативно-правовой базы в области управления безопасностью полётов.

При разработке МЛ-модели для оценки риска авиационных операций разработаны основные компоненты: входной, скрытый и выходной слои и функция потерь.

Входной слой содержит набор признаков, полученных из технических систем, статистических баз данных и экспертных оценок. Признаки включают числовые показатели и качественные переменные, преобразованные в числовые значения с использованием методов фаззификации.

Скрытые слои содержат несколько слоев нейронной сети, способные выявлять сложные взаимосвязи между входными признаками. В модели использовалась сверточная архитектура.

Выходной слой выдает итоговую оценку риска – интегральное значение, характеризующее вероятность и потенциальную серьёзность происшествия. Выход представляет собой непрерывное значение, которое затем может быть сопоставлено с пороговыми значениями для классификации риска как «низкого», «среднего» или «высокого».

Ключевым элементом обучения является функция потерь, которая минимизируется в процессе оптимизации. Для оценки риска использовалась среднеквадратичное отклонение (СКО) и перекрёстная энтропия, так как задача формулируется как классификация.

Схема предложенной МЛ-модели:

Входной слой:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\},$$

где  $x_i$  – входные признаки, полученные из данных системы управления безопасностью.

Скрытые слои:

$$\begin{aligned} h^{(1)} &= f(W^{(1)}X + b^{(1)}), \quad h^{(2)} = f(W^{(2)}h^{(1)} + b^{(2)}), \quad \dots, \quad h^{(L)} \\ &= f(W^{(L)}h^{(L-1)} + b^{(L)}), \end{aligned}$$

где  $W^{(i)}$  – весовые матрицы,  $b^{(i)}$  – смещения,  $f$  – функция активации (ReLU или tanh, в зависимости от сценария).

Выходной слой:

$$\hat{R} = g(W^{(L+1)}h^{(L)} + b^{(L+1)}),$$

где  $g$  – функция активации выходного слоя (сигмоидная функция, так как оценка риска нормализована от 0 до 1).

Функция потерь:

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (R_j - \hat{R}_j)^2,$$

где  $R_j$  – истинное значение риска для  $j$ -го примера,  $\hat{R}_j$  – предсказанное значение,  $\theta$  – параметры модели, а  $N$  – количество обучающих примеров.



Итоговое предсказание рассчитывается как взвешенное среднее или голосование по всем базовым моделям  $\hat{R} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \widehat{R^{(j)}}$ , или, в случае классификации, методом большинства голосов. Такая схема позволяет снизить вероятность переобучения и повысить устойчивость модели к шуму.

Особое место в интегрированной модели занимают методы, позволяющие обрабатывать нечеткие входные данные. Для этого применяются алгоритмы, способные работать с лингвистическими переменными и нечеткими функциями принадлежности. Примером служит алгоритм адаптивного нейронно-фаззифицированного вывода, который объединяет принципы нейронных сетей и нечеткого логического вывода.

. В результате формируется набор оптимизированных правил, который можно представить в виде:

$$\text{IF } (x_1 \in A_1) \text{ AND } (x_2 \in A_2) \text{ THEN } R = f(x_1, x_2),$$

где  $A_1$  и  $A_2$  – нечеткие множества, определяемые функциями принадлежности, а  $f$  – адаптивная функция, определяемая во время обучения модели.

Для построения и апробации разработанной нечеткой модели использовались специализированные программные средства, позволяющие выполнять следующие функции:

1. Фаззификация входных данных
2. Моделирование нечеткого вывода.
3. Анализ чувствительности и оптимизация параметров.

Программное обеспечение реализует алгоритмы преобразования количественных параметров (например, число конфликтных точек, трафик, технические показатели) в нечеткие лингвистические переменные. Для этого используются стандартные пакеты обработки данных с возможностью задания функций принадлежности (треугольные, трапециевидные, гауссовские и др.).

Результаты тренажерных сессий и опросы служат источником данных для оценки уровня утомляемости, стрессовых факторов и качества межсекторного взаимодействия, что затем используется для настройки нечетких правил и функций принадлежности.

Специально разработанные анкеты заполняются диспетчерами для получения качественных оценок, позволяющих оценить уровень стресса, утомленности, удовлетворенности рабочими условиями и эффективность взаимодействия между различными подразделениями.

Для демонстрации эффективности описанной методики была проведена серия тестовых экспериментов. В рамках пилотного тестирования использовались следующие сценарии:

1. Сценарий базового уровня.
2. Сценарий пиковых нагрузок.
3. Сценарий со снижением технической надежности.
4. Сценарий с доминированием качественных оценок.
5. Сценарий «Интегрированный кризис».
6. Сценарий «Воздействие экстремальных метеоусловий».
7. Сценарий «Переходный период внедрения новых технологий».
8. Сценарий «Реструктуризация воздушного пространства».

Эти сценарии позволяют всесторонне протестировать модель при различных комплексных условиях, когда изменения происходят одновременно в технической, организационной и человеческой составляющих системы. При их реализации применяется описанная методика сбора, обработки и фаззификации данных, что обеспечивает возможность получения надежных интегральных показателей риска и качества работы аэронавигационной системы.

Для сводного анализа вводится функция интеграции, описывающая общую зависимость:

$$R_{\text{final}}^{(s)} = \left( \sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_i \left( x_i^{(s)} \right) \right) \cdot \left( 1 + \beta \cdot \mu_{\text{rare}}^{(s)} \right),$$

где индекс  $s$  указывает на номер сценария. Используя данный подход, можно рассчитать RiskIndex для каждого сценария и сравнить результаты.

Итоговое значение риска рассчитывается по формуле:

$$\text{RiskIndex} = \left( \sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_i(x_j) \right) \cdot K_{\text{rare}}$$

Реализация нечеткой модели выполнена с использованием современных программных средств, обеспечивающих гибкость и масштабируемость разработки. Основная часть кода написана на языке Python и R с использованием Fuzzy Logic Toolbox, что позволяет эффективно реализовывать алгоритмы фаззификации, нечеткого вывода и дефаззификации.

Дополнительно, для количественной оценки соответствия модели и реальных данных применяется функция ошибки, заданная как:

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (R_{\text{model},j} - R_{\text{real},j})^2,$$

где  $R_{\text{real},j}$  – измеренные значения риска или критические показатели для j-го наблюдения. Минимизация  $\varepsilon$  является критерием оптимизации параметров модели.

**Основные результаты НКР.** В работе проведен глубокий анализ устойчивости разработанной нечеткой модели к вариациям входных данных (анализ чувствительности) и проводится критическая оценка сильных и слабых сторон предлагаемого подхода. В частности, рассматривается, как изменения отдельных параметров влияют на итоговой интегральный риск, а также обсуждаются возможности учёта «мягких» факторов и выявляются потенциальные направления для дальнейшего усовершенствования модели.

Анализ чувствительности направлен на определение влияния вариаций отдельных входных параметров модели на итоговый интегральный RiskIndex. Это позволяет выявить наиболее критичные переменные, определить диапазоны их допустимых колебаний, а также оценить устойчивость модели к шуму в данных и изменению внешних условий. Важным аспектом является проверка корректности выбора весовых коэффициентов  $w_i$  и функций принадлежности  $\mu_i(x_i)$ , используемых при фаззификации исходных данных.

Анализ чувствительности показывает, что наибольшее влияние на итоговой RiskIndex оказывают параметры, характеризующие интенсивность воздушного движения и техническую надежность. Локальные индексы чувствительности  $S_i$  позволяют выделить критические переменные

Модель демонстрирует высокую устойчивость к небольшим флуктуациям входных данных, однако при резких изменениях (например, при экстремальных метеоусловиях или интегрированном кризисе) риск резко возрастает, что не всегда соответствует наблюдениям на реальном объекте в том значении, которое предсказывает модель.