

А.А. ПОТЮПКИН, С.В. ПИЛЬКЕВИЧ, В.В. ЗАЙЦЕВ
**ПОДХОД К АПРИОРНОМУ ОЦЕНИВАНИЮ НЕЧЕТКИХ
КЛАССИФИКАЦИОННЫХ МОДЕЛЕЙ В ЗАДАЧАХ
МОНИТОРИНГА**

Потюпкин А.А., Пилькевич С.В., Зайцев В.В. Подход к априорному оцениванию нечетких классификационных моделей в задачах мониторинга.

Аннотация. Статья посвящена проблемам применения средств автоматизации при решении задач мониторинга и управления в части, касающейся оценки качества нечетких классификационных моделей, для которых порядок классификации реализуется на основании знаний (правил) в условиях отсутствия обучающей выборки. Предложен подход к получению априорных оценок качества классификации на основе исследования чувствительности используемой модели к изменению значений внутренних параметров в ходе соответствующего моделирования. Получена интерпретация результатов моделирования в виде оценки рисков, вызванных несовершенством самих классификационных моделей. В статье приведен пример нечеткой классификационной модели, в основе которой лежит сравнение текущего состояния объекта мониторинга, описываемого с использованием нечетких признаков, с набором заранее заданных типовых состояний, формирующих соответствующие нечетко равные между собой (близкие) состояния (ситуации мониторинга). Сравнение осуществляется с использованием операции нечеткой импликации при условии соблюдения требуемой достоверности. На примере данной модели показано, каким образом вид операции импликации, а также внутренние особенности модели влияют на результаты классификации, предложены соответствующие показатели, которые являются как интерпретацией общепринятых показателей оценки качества классификации, так и уникальными, присущими именно рассмотренной модели. Проведены вычислительные эксперименты, которые позволили получить графики изменения показателей оценки качества классификации для рассматриваемой модели и ее модификации, наглядно отобразить влияние внутренних параметров модели на результаты ее применения. Предложены ряд показателей, позволяющих провести априорную оценку рисков, возникающих вследствие применения модели, до ее фактического применения.

Ключевые слова: нечеткие множества, классификация, оценка качества, риск.

1. Введение. Применение средств автоматизации является важным аспектом успешного решения задач мониторинга и управления в условиях роста количества обрабатываемой информации, увеличения числа контролируемых параметров, динамичности изменения состояния объекта наблюдения и условий его функционирования. Одной из задач, возникающих в ходе сбора и обработки информации, является задача классификации состояний объекта наблюдения (мониторинга). Под классификацией понимается отнесение рассматриваемого состояния объекта к одному из заранее сформированных классов состояний по заданным правилам [1]. Использование результатов классификации при решении задач

мониторинга приводит к тому, что достигаемое качество работы классификатора оказывает непосредственное влияние на достоверность принимаемых решений, их адекватность складывающейся обстановке. В связи с этим применение классификаторов в схемах принятия решений предполагает заинтересованность соответствующих специалистов и экспертов в обладании априорной информацией о качестве их функционирования. Такая информация позволяет провести оценивание последствий применения классификатора и рисков различного рода, источником которых является несовершенство классификаторов. В целом оценка влияния используемых средств автоматизации на качество принимаемых решений является важной исследовательской задачей. В работе [1] приводится два подхода к осуществлению автоматизированной классификации:

1. Классификация на основе обучения. Предполагает наличие обучающей выборки и соответствующего алгоритма обучения. Правила, по которым осуществляется классификация, формируются в ходе обучения в соответствии с используемым алгоритмом.

2. Классификация на основе знаний (правил) экспертов. Данный подход предполагает, что правила классификации формируются экспертами вручную на основе имеющихся знаний и информации об особенностях объекта наблюдения, при этом обучающая выборка отсутствует.

В первом случае такая информация может быть получена путем анализа соответствующих количественных показателей качества классификатора, полученных по результатам его обучения и тестирования: полнота, точность, F-мера и т.д. [2, 3]. Во втором случае эксперты не располагают результатами обучения, и именно о таких моделях в дальнейшем будет говориться в статье при рассмотрении классификационных моделей. Априорно информация о качестве работы такого классификатора может быть получена либо путем интерпретации представлений самих экспертов об адекватности используемой модели классификации объекту мониторинга, его достоинствах и недостатках, либо путем формирования экспертами размеченной тестовой выборки для оценки качества классификации по аналогии с обучаемыми классификаторами. Получение такой выборки является наиболее трудоемкой задачей и не всегда представляется возможным.

Особую актуальность данное обстоятельство приобретает в сфере поддержки принятия решений в условиях, когда моделирование поведения объекта мониторинга осуществляется с использованием

конструкций естественного языка, а для формализованного описания его состояния применяются методы из теории нечетких множеств, в частности, описание при помощи лингвистических переменных [4 – 8]. В этом случае принадлежность определенного состояния объекта к одному из классов состояний оценивается при помощи соответствующих нечетких классификационных моделей, результат применения которых интерпретируется с использованием категорий достоверности и нечеткости (размытости). Вследствие этого получение точных и объективных оценок качества классификации для такого рода нечетких моделей представляется весьма затруднительным.

В этой связи предлагается рассматривать результат исследования внутренних закономерностей нечетких классификационных моделей, формируемых на основе экспертных правил, а именно оценку чувствительности нечеткой модели к изменению внутренних параметров, как априорную информацию о качестве классификации, которая может быть дополнительно интерпретирована в интересах экспертов. В статье предлагается на примере нечеткой классификационной модели и ее модификации рассмотреть подход к получению таких оценок и их интерпретации в виде оценок рисков различного рода, а также провести соответствующие вычислительные эксперименты.

2. Описание модели. В основе рассматриваемого в статье классификатора лежит модель, подробно описанная в работе [8], а также в работах [9 – 12]. Предполагается, что состояние объекта мониторинга описывается с некоторого множества признаков $Z = \{z_i, i = 1 \div N\}$, N – общее число признаков, значения которых представляют собой вербальные величины, т.е. конструкции естественного языка. Каждый признак формализованно представлен соответствующей лингвистической переменной $L_i = \langle z_i, T_i, D_i, \Omega_i, \Psi_i \rangle$, где $T_i = \{T_{ij}, j = 1 \div M_i\}$ – терм-множество переменной, M_i – мощность терм-множества T_i , D_i – базовое (опорное) множество значений признака z_i , Ω_i – синтаксические правила, порождающие названия термов для z_i , Ψ_i – семантические правила, задающие функции принадлежности нечетких термов, порожденных правилами Ω_i [5]. Для описания термов T_{ij} используются нечеткие переменные

$\tilde{L}_{ij} = \langle T_{ij}, D_i, \tilde{C}_{ij} \rangle$, где $\tilde{C}_{ij} = \left\{ \mu_{C_{ij}}(x) / x, x \in D_i \right\}$ – нечеткое подмножество D_i , x – элемент базового множества.

Рассмотрим пример использования такой модели. Пусть решается задача выработки ситуационным центром Правительства Российской Федерации (РФ) рекомендаций высшему руководству страны по действиям в условиях возникновения социально-политических кризисов в соседних с РФ регионах. Подробно история создания, особенности функционирования и перспективы развития системы ситуационных центров различного уровня в РФ рассмотрены в работах [13 – 15].

В качестве объекта мониторинга выступает социально-политическая обстановка, а для описания ее состояния используется два признака: z_1 – удаленность кризисного региона от границ РФ (км) и z_2 – продолжительность кризиса по времени (сут.), которым соответствуют лингвистические переменные $L_1 = \langle \text{Удаленность}, T_1, X \rangle$, где $T_1 = \{ \text{Неприемлемая}, \text{Приемлемая} \}$, $X = [0; 1000]$ и $L_2 = \langle \text{Продолжительность}, T_2, Y \rangle$, где $T_2 = \{ \text{Малая}, \text{Большая} \}$, $Y = [0; 30]$. Лингвистические переменные представлены в сокращенном виде без описания соответствующих параметров Ω_i, Ψ_i , т.к. это не влияет на особенности рассматриваемого в статье подхода. Количество признаков в данном примере обусловлено удобством визуального отображения результатов вычислительных экспериментов.

Каждому классу состояний обстановки сопоставляется сценарий соответствующих мер и действий, принимаемых руководством страны: перевод силовых структур на усиленный режим работы, проведение внеплановых сборов и тренировок, уточнение и корректировка планов по реагированию на кризисные ситуации, усиление миграционного режима и т.д. По итогу классификации Ситуационный центр выдает рекомендации в виде сценария предполагаемых действий, соответствующих классу состояния обстановки. В целом, актуальность рассматриваемой в примере задачи и необходимость выработки соответствующих мер реагирования наглядно показаны в анализе современных социально-политических кризисов, проведенном в работе [16].

В рамках рассматриваемого примера для формализованного описания лингвистических переменных будем использовать сигмоидальные функции принадлежности вида:

$$\mu_{T_{11}}(x) = \frac{1}{1 + e^{0,01(x-600)}}; \mu_{T_{12}}(x) = \frac{1}{1 + e^{-0,01(x-600)}}, \quad (1)$$

где T_{11} – *Неприемлемая*, T_{12} – *Приемлемая* – термы лингвистической переменной L_1 и

$$\mu_{T_{21}}(y) = \frac{1}{1 + e^{0,5(y-14)}}; \mu_{T_{22}}(y) = \frac{1}{1 + e^{-0,5(y-14)}}, \quad (2)$$

где T_{21} – *Малая*, T_{22} – *Большая* – термы лингвистической переменной L_2 . Графики функций принадлежности (1) и (2) представлены на рисунке 1.

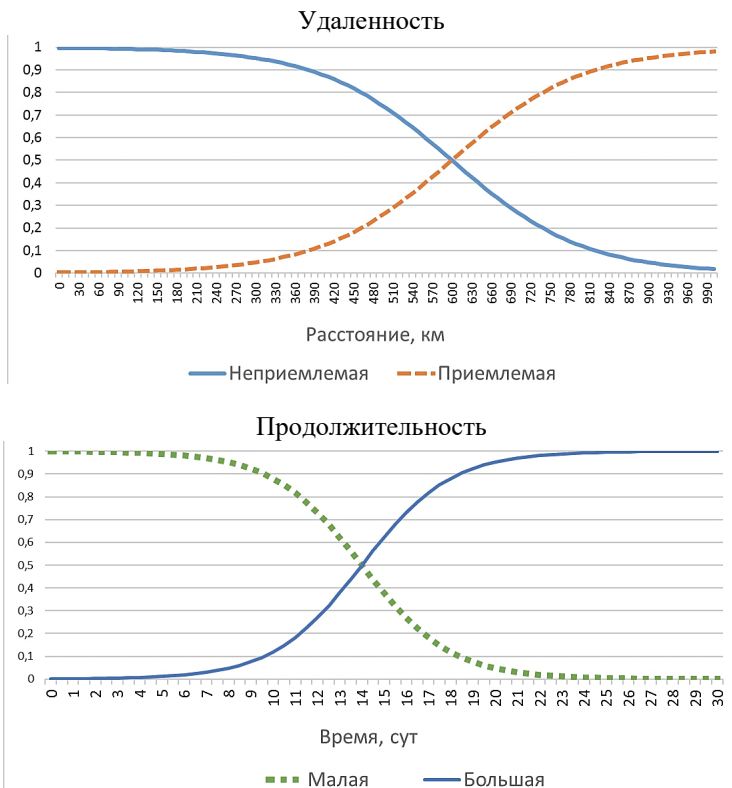


Рис. 1. Вид графиков функций принадлежности для L_1 и L_2

Значения $\mu_{T_{11}}$, $\mu_{T_{12}}$ и $\mu_{T_{21}}$, $\mu_{T_{22}}$ определяют достоверность нечетких высказываний о том, что лингвистические переменные L_1 и L_2 приняли те или иные значения из соответствующих термножеств T_1 и T_2 . Функции принадлежности $\mu_{T_{11}}(x)$ и $\mu_{T_{21}}(y)$ относятся к Z -образным, а $\mu_{T_{12}}(x)$ и $\mu_{T_{22}}(y)$ – к S -образным функциям, которые используются для формализованного описания нечетких признаков с низкой (Z -образные) и высокой (S -образные) степенью проявления того или иного свойства [5], что соответствует характеру используемых в примере признаков. Кроме того, функции (1-2) отвечают требованиям, предъявляемым к функциям принадлежности, рассмотренным в работе [8], в связи с чем их использование в данном примере обоснованно.

В рамках модели состояние объекта мониторинга представляется в виде нечеткого множества:

$$\tilde{S} = \{ \mu_s(z_i) / z_i, z_i \in Z \}, \quad (3)$$

где значение $\mu_s(z_i)$ определяется как:

$$\mu_s(z_i) = \left\{ \mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij}) / T_{ij}, i = 1 \div N, j = 1 \div M_i \right\}. \quad (4)$$

Нечеткое множество $\tilde{S}$, представленное в выражении (3), будем называть «нечеткой ситуацией мониторинга» (ситуацией мониторинга) [7, 8]. Примером такой ситуации в рамках рассматриваемой задачи мониторинга состояния социально-политической обстановки может быть нечеткое множество

$$\tilde{S} = \langle (0,7 / \text{Неприемлемая}; 0,3 / \text{Приемлемая}) / \text{"Удаленность"}, \\ \langle 0,9 / \text{Малая}; 0,1 / \text{Большая} \rangle / \text{"Продолжительность"} \rangle.$$

Каждый класс состояний объекта мониторинга $G_k \in G$, где $G = \{G_k, k = 1 \div N_G\}$ – множество заданных классов состояний общим количеством N_G , представляется в виде совокупности схожих между собой ситуаций и формализованно описывается в виде нечеткой

ситуации-эталона $\tilde{\gamma}_k$, типовой для данного класса, которой, в свою очередь, нечетко равны все ситуации, входящие в этот класс. Для обозначения множества всех ситуаций-эталонов будем использовать $\Gamma = \{\tilde{\gamma}_k, k = 1 \div N_G\}$.

Произвольные ситуации $\tilde{S}$ и $\tilde{\gamma}$ считаются нечетко равными между собой, если степень нечеткого равенства $\mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma})$ превосходит заданное пороговое значение достоверности $\mu_{\Pi\Gamma}$. Выбор конкретных значений $\mu_{\Pi\Gamma}$ зависит от особенностей объекта мониторинга, требований к достоверности принимаемых решений и т.д., обычно это значения из диапазона $[0,6; 1]$. Степень нечеткого равенства $\mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma})$ определяется поэтапно по каждому из признаков $z_i \in Z$ (3) в соответствии с выражением:

$$\mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma}) = \min_{z_i \in Z} \mu(\mu_s(z_i), \mu_\gamma(z_i)), \quad (5)$$

где $\mu(\mu_s(z_i), \mu_\gamma(z_i))$ – степень нечеткого равенства по z_i признаку, определяемая через степень нечеткого равенства соответствующих нечетких переменных (4):

$$\mu(\mu_s(z_i), \mu_\gamma(z_i)) = \min_{T_{ij} \in T_i} C(\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij}), \mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij})), \quad (6)$$

где $C(\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij}), \mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij}))$ рассчитывается из следующего условия:

$$C(\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij}), \mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij})) = \begin{cases} \mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij}) \leftrightarrow \mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij}), f = 1 \\ 1, f = 0 \end{cases}. \quad (7)$$

Обозначим как $I_{\Pi\Gamma} = (1 - \mu_{\Pi\Gamma}; \mu_{\Pi\Gamma})$ – пороговый интервал сравнения. Тогда параметр f рассчитывается, исходя из условия:

$$f = \begin{cases} 1, \text{ если } \mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij}), \mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij}) \notin I_{\Pi\Gamma} \\ 0, \text{ если } \mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij}) \in I_{\Pi\Gamma} \vee \mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij}) \in I_{\Pi\Gamma} \end{cases}. \quad (8)$$

Необходимость условия (8) в работе [8] определяется следующим образом. При сравнении между собой текущей ситуации и ситуации-эталона принято условие, что если достоверность значений нечетких признаков $\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij})$ или $\mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij})$ попадают в интервал I_{III} , такие признаки считаются «плохо выраженными», «размытыми», поэтому они из общего сравнения исключаются и не берутся в расчет. В связи с тем, что в выражениях (6) и (7) используется операция минимума, то результатам сравнения таких пар, где $\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij})$ или $\mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij})$ находятся в этом интервале, присваивается значение 1, которое не влияет на итоговый результат. Иными словами, при определении степени нечеткого равенства ситуаций все «плохо выраженные» признаки исключаются из рассмотрения.

Обозначим для краткости записи $\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij})$ и $\mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij})$ как μ_s и μ_γ соответственно. Тогда в выражении (7) операция $\mu_s \leftrightarrow \mu_\gamma = \min(\mu_s \rightarrow \mu_\gamma, \mu_\gamma \rightarrow \mu_s)$, где « $\rightarrow$ » – операция нечеткой импликации. В рассматриваемой модели [8–11] в качестве операции импликации используется нечеткая импликация по Гёделю $\mu_s \rightarrow \mu_\gamma = \max(1 - \mu_s, \mu_\gamma)$. Тогда имеет место выражение:

$$\mu_s \leftrightarrow \mu_\gamma = \min(\max(1 - \mu_s, \mu_\gamma), \max(1 - \mu_\gamma, \mu_s)). \quad (9)$$

В результате сравнения по всем $\tilde{\gamma}_k \in \Gamma$ с использованием выражений (5-9) определяется ситуация-эталон $\tilde{\gamma}^*$, которой текущая $\tilde{S}$ наиболее близка:

$$\tilde{\gamma}^* : \mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma}^*) = \max_{\gamma_k \in \Gamma} \mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma}_k), \quad (10)$$

при обязательном условии $\mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma}^*) \geq \mu_{III}$, и соответствующий класс состояния объекта мониторинга G_k . Невыполнение условия $\mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma}^*) \geq \mu_{III}$ говорит о том, что ситуация не может быть классифицирована с требуемой достоверностью. Такие ситуации считаются нештатными, неизвестными для данного классификатора, а результаты такой классификации не могут быть использованы при

принятии решений и формировании рекомендаций по сценарию действий.

Таким образом, в рассматриваемой модели (3-10) результатом классификации текущего состояния объекта мониторинга является наиболее близкая к текущей нечеткой ситуации $\tilde{S}$ ситуация-эталон $\tilde{J}$, соответствующая одному из заранее заданных классов состояний, при условии соблюдения требований по минимально допустимой достоверности классификации. Далее в рамках статьи данную модель будем рассматривать как базовую, определяющую основной порядок и принципы проведения классификации, относительно которой возможны различного рода модификации, не меняющие ее основную суть. Для различения базовой модели и модификаций обозначим ее как «модель по Гёделю».

3. Описание подхода. Для рассматриваемой модели априорные оценки качества классификации позволяют судить о непротиворечивости правил, формирующих алгоритм классификации, с учетом заданных способов формализованного описания классификационных признаков, видов функций принадлежности и др. параметров, а также выбранного множества классов, иначе говоря, «качестве» самой классификационной модели. В связи с тем, что для рассматриваемой модели предполагается отсутствие обучающей выборки, то для ее получения необходимо сформировать тестовую размеченную экспертами выборку возможных входных наборов данных (ситуаций) $\Theta' \in \Theta$, где Θ – множество всех возможных нечетких ситуаций. Особенность множества Θ' заключается в том, что для $\tilde{S} \in \Theta'$ не известны истинные исходы классификации, можно лишь утверждать, что для модели с используемой операцией нечеткой импликации по Гёделю (9) результат классификации для «пограничных» (радикальных) примеров в виде самих ситуаций-эталонов $\tilde{J}$ должен принадлежать диапазону $[\mu_{\Pi}; 1]$. Это делает весьма затруднительным формирование размеченной выборки, и, как следствие, применение традиционно используемых оценок качества классификации (полнота и точность классификации, F-мера и др.).

В связи с этим в статье предлагается на примере нечеткой классификационной модели рассмотреть подход к получению априорных оценок качества классификации на основе анализа чувствительности модели к изменению значений ее внутренних параметров, а также интерпретации полученных результатов. Последовательность действий, реализуемых в рамках подхода,

является обобщением результатов вычислительных экспериментов с рассматриваемой классификационной моделью, которая может быть также применена и для других моделей, функционирующих на основе правил, задаваемых экспертами. Отличительной особенностью предлагаемого подхода является решение по интерпретации полученных результатов в виде оценок рисков различного рода, источником которых является несовершенство классификаторов. Необходимо отметить, что несмотря на применение «модели по Гёделю» для решения разноплановых технических задач [8 – 12], на сегодняшний момент в материалах открытой печати не было обнаружено публикаций, посвященных оценке ее качества, в связи с чем приводимые в статье положения и результаты вычислительных экспериментов представляют интерес.

Применение подхода предполагает выполнение следующих этапов:

- 1) Анализ особенностей модели, выявление возможных противоречий и ограничений в правилах и алгоритмах.
- 2) Определение внутренних параметров модели, которые оказывают существенное влияние на работу классификатора.
- 3) Выбор показателей оценки влияния.
- 4) Моделирование работы классификатора и оценка показателей.
- 5) Интерпретация результатов моделирования и полученных показателей.

Для рассматриваемой модели реализация первого и второго этапа позволяет сделать вывод о наличии ряда особенностей, которые могут оказывать существенное влияние на работу классификатора:

- 1) В результате классификации возможны исходы, когда рассматриваемая ситуация не может быть с требуемой достоверностью отнесена ни к одному из заданных классов, т.е. результатом работы классификатора будет пустое множество, а сама ситуация признается нештатной. Условие нештатности имеет вид:

$$\tilde{S} \in \Lambda : \forall G_k \in G \mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma}_k) < \mu_{\Pi\Gamma}, \quad (11)$$

где Λ – множество нештатных ситуаций.

- 2) Наличие условий (7-8) создает возможность некорректной классификации, вызванной случаем, когда для ситуаций S и γ для всех сравниваемых пар значений $\mu_{\mu_S(z_i)}(T_{ij})$ и $\mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij})$ (6-7) одно из

них будет принадлежать интервалу I_{II} , и тогда параметр $f = 0$. В таком случае, как следует из условий (5-8), все результаты сравнения $C(\cdot)$ будут равны 1 и $\mu(\tilde{S}, \tilde{\gamma}) = 1$, в том числе и для всех остальных $G_k \in G$. Ситуация $\tilde{S}$, которая одновременно принадлежит к нескольким классам с достоверностью 1, не может быть классифицирована. С учетом введенных ранее обозначений, условие некорректности для нечеткой ситуации $\tilde{S}$ и класса G_k (ситуации-эталона $\tilde{\gamma}_k$) имеет вид:

$$\tilde{S} \in H : \forall C \left(\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij}), \mu_{\mu_\gamma(z_i)}(T_{ij}) \right) = 1, \quad (12)$$

где H – множество ситуаций, отнесенных к некорректным.

В результате моделирования работы классификатора на наборе данных Θ^t может быть подсчитано количество нештатных и некорректно классифицированных ситуаций и оценены следующие показатели:

$$\eta = \frac{|\Lambda|}{|\Theta^t|}, \quad (13)$$

где η – оценка доли нештатных ситуаций от общего числа входных ситуаций Θ^t , и

$$\xi = \frac{|H|}{|\Theta^t|}, \quad (14)$$

где ξ – оценка доли некорректно классифицированных от общего количества входных ситуаций Θ^t . Показатель ξ может быть интерпретирован как показатель ошибки классификации [1]. Для отдельно взятого класса G_k ошибка классификации рассчитывается исходя из выражения вида

$$E_k = 1 - \frac{TP + TN}{U} = 1 - \frac{U - (FP + FN)}{U}, \quad (15)$$

где TP – число ситуаций, правильно отнесённых к классу G_k , TN – число ситуаций, правильно не отнесённых к классу G_k , U – общее число ситуаций, при этом $U = TP + TN + FP + FN$, а FP и FN – количество ситуаций, ошибочно отнесённых и ошибочно не отнесённых к классу G_k соответственно. При условии, что все корректные исходы классификации в результате реализации правил (5-10) составляют совокупность исходов TP и TN для каждого класса, а ошибочное отнесение или неотнесение ситуации к классу возможно вследствие некорректной работы классификатора (12), то выражение (15) принимает вид:

$$E_k = 1 - \frac{U - (FP + FN)}{U} = 1 - \frac{|\Theta'| - |H_k|}{|\Theta'|} = \frac{|H_k|}{|\Theta'|}, \quad (16)$$

т.е. представляет собой значение показателя ξ по отношению к классу G_k . Тогда на основе выражений (13-15) может быть подсчитан показатель средней ошибки классификации ξ_{cp} :

$$\xi_{cp} = \frac{1}{N_G} \sum_{k=1}^{N_G} \xi_k = \frac{1}{N_G} \sum_{k=1}^{N_G} \frac{|H_k|}{|\Theta'|}, \quad (17)$$

а также, по аналогии с (16), показатели максимальной $\xi_{\max}$ и минимальной ошибок $\xi_{\min}$ классификации из всех ξ_k . Отметим, что конкретный вид и значения параметров, используемых для описания нечётких признаков функций принадлежности, окажет влияние на значение предложенных показателей (13) и (14), однако не повлияет на порядок их расчета, что позволяет использовать их для различных модификаций рассматриваемой в статье модели.

3) Существенное влияние на работу модели и результат классификации оказывает выбор значения пороговой достоверности $\mu_{\PiГ}$ и вид используемой операции нечеткой импликации.

В работах [5, 17] проведен сравнительный анализ применения различных видов операций нечеткой импликации для нечеткого моделирования процессов управления. В соответствии с приведенными в этих работах данными только основных, наиболее часто используемых видов операций нечеткой импликации

насчитывается более 10. В данной статье с целью изучения и демонстрации влияния вида операции импликации на результат классификации в качестве примеров были выбраны следующие:

- импликация по Заде $\mu_s \rightarrow \mu_\gamma = \max(\min(\mu_s, \mu_\gamma), 1 - \mu_\gamma)$;
- импликация по Лукасевичу $\mu_s \rightarrow \mu_\gamma = \min(1, 1 - \mu_s + \mu_\gamma)$;
- импликация по Гёделю $\mu_s \rightarrow \mu_\gamma = \max(1 - \mu_s, \mu_\gamma)$;
- импликация по Вади $\mu_s \rightarrow \mu_\gamma = \max(\mu_s \cdot \mu_\gamma, 1 - \mu_s)$.

Наглядно данное влияние отображено на рисунке 2, где приведены сравнительные графики применения различных видов импликации для вычисления значения выражения $\mu_s \leftrightarrow \mu_\gamma$ (9) при $\mu_s = \mu_\gamma$ и $\mu_\gamma, \mu_s \in [0;1]$. Для импликации по Заде на рисунке 2 введена дополнительная шкала справа, выделенная цветом.

Результатом операции $\mu_s \leftrightarrow \mu_\gamma$ является достоверность того, что обе сравниваемые величины нечетко равны, которая, на первый взгляд, должна быть всегда равна 1. Однако полученные графики свидетельствуют, что для различных видов используемых импликаций, достоверность этого нечеткого равенства варьируется в диапазоне от 0,4 до 1 (для импликации по Вади), а для рассматриваемой модели – от 0,5 до 1 (импликация по Гёделю), в зависимости от величины сравниваемых одинаковых значений. Этим, в частности, объясняется необходимость дополнительного использования порогового интервала I_{III} . В отношении же импликации по Лукасевичу следует вывод, что результат сравнения не зависит от самих сравниваемых значений, а его достоверность равна 1.

В работе [12] рассмотрена модификация модели из п.2 (3-10), в которой как раз используется импликация по Лукасевичу, далее будем обозначать ее как «модель по Лукасевичу». В целом, она предполагает проведение классификации нечеткой ситуации в соответствии с теми же выражениями (3-10), но с тем отличием, что вид оператора $C(\cdot)$ в выражениях (6-7) не зависит от условия (8) и с учетом введенных сокращений представляется как:

$$C(\mu_s, \mu_\gamma) = \mu_s \leftrightarrow \mu_\gamma, \quad (18)$$

а вместо выражения (9) используется выражение:

$$\mu_s \leftrightarrow \mu_\gamma = \min\left(\min(1, 1 - \mu_s + \mu_\gamma), \min(1, 1 - \mu_\gamma + \mu_s)\right). \quad (19)$$

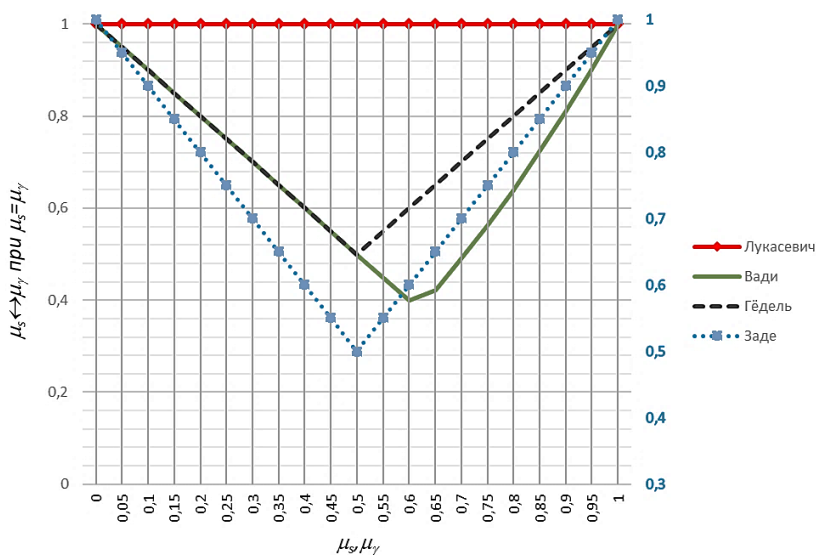


Рис. 2. Графики результатов применения различных видов операции нечеткой импликации

В рамках применения описываемого подхода в качестве основного влияющего параметра была выбрана пороговая достоверность классификации $\mu_{\Pi\Gamma}$, а в качестве оценки чувствительности классификационной модели к данному параметру использовались зависимости $\eta(\mu_{\Pi\Gamma})$ и $\xi(\mu_{\Pi\Gamma})$ при $\mu_{\Pi\Gamma} \in [0; 1]$. Конкретный вид зависимостей был получен в ходе соответствующего моделирования работы классификатора, реализованного в рамках следующего этапа. При этом были проведены исследования как для исходной модели («по Гёделю»), так и для ее модификации («по Лукасевичу»).

4. Вычислительный эксперимент. Для моделирования работы классификатора и получения зависимостей $\eta(\mu_{\Pi\Gamma})$ и $\xi(\mu_{\Pi\Gamma})$ было сформировано множество классов состояний социально-политической обстановки $G = \{G_1, G_2, G_3, G_4\}$, описываемой с применением лингвистических переменных L_1, L_2 и функций принадлежности (1) и (2), графики которых представлены на рисунке 1. При этом каждому

классу поставлен в соответствие некоторый комплекс рекомендаций по возможным решениям в связи со сложившейся обстановкой. Формальное описание предлагаемого множества классов в виде ситуаций-эталонов имеет вид:

$$\tilde{\gamma}_1 = (\langle 0,7 / \text{Неприемлемая}; 0,3 / \text{Приемлемая} \rangle / z_1, \\ \langle 0,9 / \text{Малая}; 0,1 / \text{Большая} \rangle / z_2),$$

$$\tilde{\gamma}_2 = (\langle 0,9 / \text{Неприемлемая}; 0,1 / \text{Приемлемая} \rangle / z_1, \\ \langle 0,2 / \text{Малая}; 0,8 / \text{Большая} \rangle / z_2),$$

$$\tilde{\gamma}_3 = (\langle 0,15 / \text{Неприемлемая}; 0,85 / \text{Приемлемая} \rangle / z_1, \\ \langle 0,75 / \text{Малая}; 0,25 / \text{Большая} \rangle / z_2),$$

$$\tilde{\gamma}_4 = (\langle 0,3 / \text{Неприемлемая}; 0,7 / \text{Приемлемая} \rangle / z_1, \\ \langle 0,15 / \text{Малая}; 0,85 / \text{Большая} \rangle / z_2),$$

при этом $\tilde{\gamma}_1, \tilde{\gamma}_2, \tilde{\gamma}_3, \tilde{\gamma}_4 \in \Theta^t$. Множество классов было сформировано искусственно таким образом, чтобы каждый из используемых признаков имел как минимум одно «хорошо выраженное» значение, т.е. превосходящее пороговое $\mu_{\text{ПГ}}$, для каждого из описывающих его термов. Таким образом, для 2-х признаков, описываемых с использованием 2-х термов каждый, было сформировано 4 класса состояний обстановки. Пороговое значение $\mu_{\text{ПГ}}$ было декларативно определено равным 0,7.

Получение зависимостей $\eta(\mu_{\text{ПГ}})$ и $\xi(\mu_{\text{ПГ}})$ осуществлялось в рамках вычислительного эксперимента, который проводился в два этапа:

- 1) Оценка чувствительности нечеткой классификационной модели с нечеткой импликацией по Гёделлю.
- 2) Оценка чувствительности нечеткой классификационной модели с нечеткой импликацией по Лукасевичу.

В рамках первого этапа эксперимента был сформирован входной набор нечетких ситуаций Θ^t и проведено моделирование работы классификатора. Тестовое множество Θ^t было искусственно

сгенерировано исходя из того, что в соответствии с выражениями (3-5) каждая нечеткая ситуация, $\tilde{S}$ представляет собой совокупность значений соответствующих функций принадлежности $\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij})$ от значений аргументов $x, y \in D_{XY}$, где $D_{XY} = X \times Y$ – «опорное» декартово множество парных значений признаков z_1, z_2 . Тогда, поскольку функции $\mu_{\mu_s(z_i)}(T_{ij})$ являются непрерывными и не имеют разрывов на соответствующих им опорных множествах X и Y , то для исследования классификационной модели для всех возможных значений множества D_{XY} может быть сформирована выборка пар $D_{XY}^t \in D_{XY}$, равномерно распределенных на шкалах, соответствующих X и Y . Следовательно, входной набор данных может быть интерпретирован как совокупность элементов множества D_{XY}^t .

В ходе моделирования для каждой нечеткой ситуации $\tilde{S} \in \Theta'$ был произведен расчет степени равенства каждому из классов из множества G и выбрано максимальное значение $\mu = \max_{\gamma_k \in G} \mu(S, \gamma_k)$.

Полученная совокупность точек с координатами (x, y, μ) образует поверхность $\mu = f(x, y)$ – поверхность «максимума достоверности», где значение μ есть максимальная достоверность отнесения рассматриваемой ситуации хотя бы к одному из классов множества G . Значение μ вычисляется с использованием выражений (5-10) и представляет собой грубую оценку принципиальной возможности классификации входной ситуации с требуемой достоверностью. Построенная поверхность $f(x, y)$ позволяет наглядно определить те области нечетких ситуаций в проекции на множество D_{XY} , которые являются нештатными, а также выявить случаи некорректной классификации.

Общий вид поверхности $f(x, y)$ для заданного множества классов G и нечетких признаков, описываемых при помощи лингвистических переменных L_1, L_2 , представлен на рисунке 3. Обращает на себя внимание тот факт, что вид поверхности заметно меняется при изменении параметра μ_{IT} . Кроме того, в результате моделирования не было выявлено нештатных исходов классификации,

т.е. все ситуации, соответствующие входному набору данных D_{XY} , были классифицированы с требуемой достоверностью и $\eta(\mu_{ПГ}) = 0 \forall \mu_{ПГ} \in [0; 1]$, что также можно видеть на графиках (рисунок 3).

Вид графиков зависимостей $\xi_{\min}(\mu_{ПГ})$, $\xi_{\max}(\mu_{ПГ})$, $\xi_{\text{ср}}(\mu_{ПГ})$, полученных в результате моделирования при $\mu_{ПГ} \geq 0,5$ представлен на рисунке 4 (для $\mu_{ПГ} < 0,5$ значения всех показателей равны нулю). Мощность тестового множества Θ^t составила 250 ситуаций.

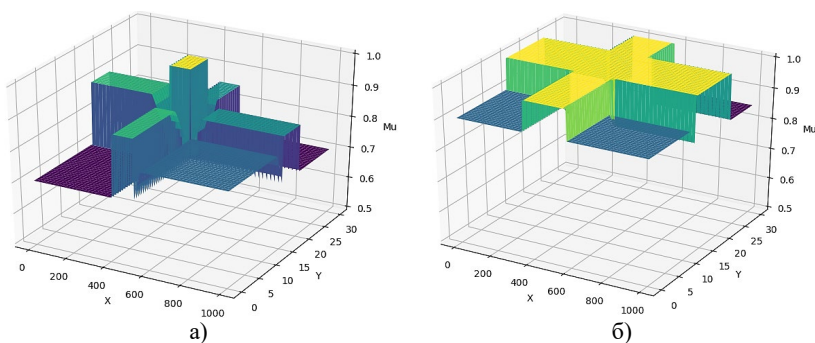


Рис. 3. Вид поверхности $\mu = f(x, y)$ при различных значениях пороговой достоверности: а) $\mu_{ПГ} = 0,7$; б) $\mu_{ПГ} = 0,85$

Целью второго этапа вычислительного эксперимента явилась демонстрация влияния вида используемой операции импликации на функционирование нечеткой классификационной модели рассматриваемого типа и получение зависимостей $\eta(\mu_{ПГ})$ и $\xi(\mu_{ПГ})$. Для этого исследовалась модель с нечеткой импликацией по Лукасевичу [12]. Получение результатов эксперимента осуществлялось по тому же принципу, как и в предыдущем этапе вычислительного эксперимента.

Интерес к тестированию модели по Лукасевичу был связан с тем, что в ней отсутствуют предпосылки к случаям описанной выше некорректной классификации. В результате моделирования установлено, что вид получаемой поверхности $\mu = f(x, y)$ не зависит от пороговой достоверности классификации (рисунок 5).

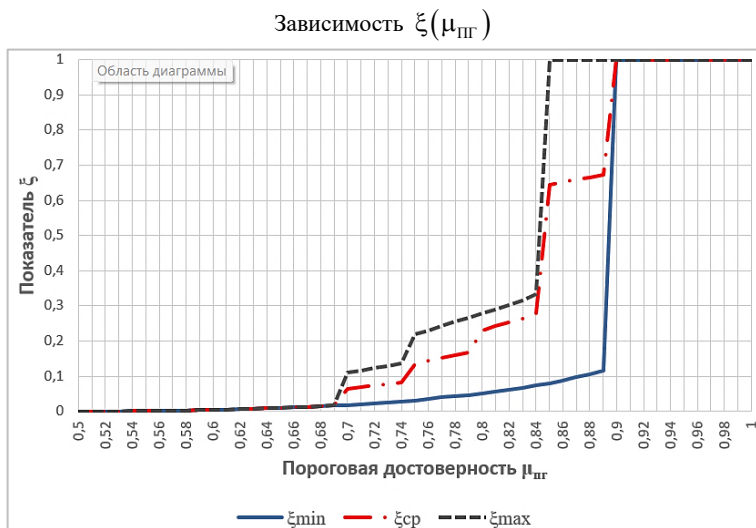


Рис. 4. Вид графиков зависимостей $\xi(\mu_{\PiГ})$

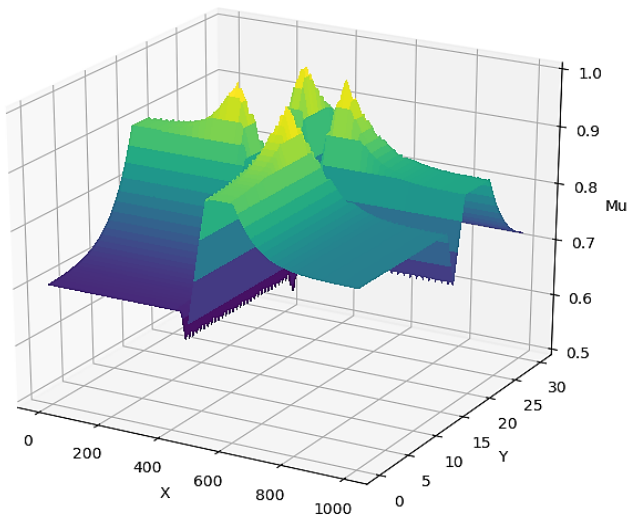


Рис. 5. Вид поверхности $\mu = f(x, y)$ для модели с нечеткой импликацией по Лукасевичу

В тоже время, моделирование позволило выявить, что в отличие от модели по Гёделю, параметр $\mu_{\Pi\Gamma}$ имеет влияние на принятие решения о том, может ли входная ситуация быть классифицирована или является нештатной (11). В результате проведенных тестов для модели по Лукасевичу был также получен график зависимости $\eta(\mu_{\Pi\Gamma})$, отражающий изменение доли нештатных ситуаций при варьировании значения $\mu_{\Pi\Gamma}$ (рисунок 6). Отмечено, что для выбранного набора классов при $\mu_{\Pi\Gamma} < 0,5$ все $\eta(\mu_{\Pi\Gamma}) = 0$.



Рис. 6. Вид графика зависимости $\eta(\mu_{\Pi\Gamma})$

5. Подходы к интерпретации полученных результатов.

Проведенный вычислительный эксперимент позволил для рассматриваемой нечеткой классификационной модели с учетом ее модификации наглядно отобразить влияние внутренних параметров модели на результат ее функционирования и на примере множества классов $G = \{G_1, G_2, G_3, G_4\}$ получить зависимости $\eta(\mu_{\Pi\Gamma})$ и $\xi(\mu_{\Pi\Gamma})$ для различных видов используемых операций нечеткой импликации. Использование показателей η и ξ для фиксированных параметров модели, а также графиков зависимостей $\eta(\mu_{\Pi\Gamma})$ и $\xi(\mu_{\Pi\Gamma})$ в качестве априорной информации о достигаемом качестве классификации может

дать соответствующее представление как о самой модели, так и о возможных последствиях ее применения.

В частности, это позволяет оценить поведение модели в динамично изменяющихся условиях решения задачи мониторинга, требующих повышения пороговой достоверности классификации $\mu_{\PiГ}$. Показатель ξ может рассматриваться как общепринятый показатель ошибки классификации, в то время как показатель η является уникальным, учитывающим особенности рассматриваемой в статье нечеткой классификационной модели.

Отдельно $\eta(\mu_{\PiГ})$ и $\xi(\mu_{\PiГ})$ могут быть интерпретированы как характеристики функционирования классификатора наподобие амплитудно-частотных характеристик приборов и устройств в электро-технике. В статье в рамках завершающего этапа подхода к получению и интерпретации оценок качества классификации предлагается рассматривать полученные зависимости и показатели в рамках оценивания рисков, связанных с использованием подобных моделей.

В соответствии с ГОСТ Р ИСО 31000-2019 «Менеджмент риска. Принципы и руководство» [18] под риском понимается следствие влияния неопределенности на достижение поставленных целей. При этом, риск представляется как сочетание вероятности наступления события (неблагоприятного) и его последствий [19]. Подходы к оценке вероятности события варьируются в зависимости от рассматриваемой предметной области. В частности, в статьях [20, 21] для этого используются разновидности байесовских сетей, а в статье [22] расчет показателя риска основан на применении нечеткого логического вывода. При этом, если в [20] в качестве последствий рассматривается ущерб от столкновения морских судов, а в [21] причинение вреда здоровью человека, то в работе [23] само наступление неблагоприятного события рассматривается как неприемлемое безотносительно к любому возможному ущербу.

В случае применения рассматриваемой в статье нечеткой классификационной модели под неблагоприятным событием следует понимать невозможность классифицировать текущую ситуацию вследствие некорректности классификации или нештатности самой ситуации. В качестве последствий неблагоприятного события следует рассматривать ущерб, который может быть нанесен вследствие непринятия решений или ошибочного принятия решений, не соответствующих складывающейся обстановке, реальному состоянию объекта мониторинга. Примерами понесенного ущерба могут быть: экономические потери, людские потери, снижение рейтинга

поддержки политического руководства среди населения, потеря количества мест в выборных органах страны на выборах и т.д.

Для рассмотренной в статье классификационной модели с учетом ее различных модификаций значение риска может быть количественно оценено с использованием показателя, концептуальный вид которого представляет собой функционал вида:

$$R \sim f(\xi, \eta, \rho, \mu_{\Pi}), \quad (20)$$

где R – показатель риска, ρ – величина ущерба от наступления неблагоприятных событий. Строго формально, данная функция не позволяет говорить о вероятности наступления неблагоприятного события в аксиоматическом смысле, однако дает некоторую оценку вероятности наступления такого события на основе обработки статистических данных, которая тем точнее, чем больше соответствующая тестовая выборка (при условии ее репрезентативности), в качестве которой выступает Θ' . Дальнейшее изложение предлагаемых подходов к расчету показателя риска R в статье приведены с учетом указанного допущения.

В соответствии с рассмотренными в статье особенностями классификационной модели задачи по оценке риска могут быть разделены на две группы по виду источника риска:

1. Некорректная классификация текущей ситуации.
2. Нештатность текущей ситуации.

К первой группе относятся события, когда текущая ситуация некорректно отнесена к какому-то одному классу $G_k \in G$, т.е. условие (12) выполняется только для одного класса, и, вследствие ошибочного определения состояния объекта мониторинга и последовавших за этим ошибочных действий, возникает ущерб ρ_k . В рамках приведенного в статье примера такой исход возможен при ранжировании классов ситуаций по срочности принимаемых мер (сверхсрочный сценарий, срочный сценарий, обычный сценарий, отмена всех действий). Тогда, если известны или есть возможность оценить последствия ошибочно принятых решений по причине некорректной классификации, то при заданном для модели значении пороговой достоверности для оценивания риска может использоваться следующее выражение:

$$R_{cp} = \frac{1}{N_G} \sum_{k=1}^{N_G} \xi_k \cdot \rho_k, \quad (21)$$

где R_{cp} – показатель риска в виде средневзвешенного ущерба, возникающего вследствие некорректной классификации, ρ_k – ущерб от ошибочного выполнения действий, соответствующих классу G_k . Здесь и далее будем подразумевать, что значение показателей ξ_k и показателя η_k рассчитано для конкретного значения пороговой достоверности $\mu_{ПГ}$.

Второй группой задач является оценка рисков в случае, когда неблагоприятное событие наступает из-за невозможности классифицировать текущую ситуацию. К таким событиям относятся исходы, когда текущая нечеткая ситуация вследствие ошибки некорректно, т.е. с достоверностью 1, одновременно отнесена к двум и более классам $G_k \in G$ (12) или не может с требуемой достоверностью быть отнесена ни к одному из классов (11). В обоих случаях модель не позволяет определить состояние объекта мониторинга. Примерами последствий такого события является невыполнение требований по оперативности представления сведений, утрата актуальности представляемой информации, несоблюдение требований по ограничениям на критически важные показатели деятельности. В этом случае, если существует возможность оценить последствия таких событий, то показатель риска может быть представлен в виде:

$$R_{HK} = \left(\xi_{|G^*| \geq 2} + \eta \right) \cdot \rho_{HK}, \quad (22)$$

где R_{HK} – показатель риска в виде взвешенного ущерба, возникающего по причине невозможности классификации текущей ситуации, $\xi_{|G^*| \geq 2}$ – показатель некорректной классификации для 2-х классов и более, G^* – множество результатов классификации, ρ_{HK} – ущерб от невозможности классификации ситуации.

Если независимо от ущерба сам факт неблагоприятного события из-за некорректной классификации или невозможности классификации ситуации считается неприемлемым, то для оценки вероятности наступления такого события может использоваться показатель вида:

$$R_{НЕП} = \xi_{\max} + \eta, \quad (23)$$

где $R_{НЕПР}$ – показатель риска в виде оценки вероятности наступления неприємного события, $R_{НЕПР} \in [0; 1]$, $\xi_{\max}$ – максимальная оценка доли некорректно классифицированных ситуаций, $\xi_{\max} = \max_{G_k \in G} \xi_k$.

6. Заключение. Таким образом, в статье рассмотрен подход к получению и интерпретации априорных оценок качества классификации и его применение на примере нечеткой классификационной модели и ее модификации, рассмотренных в работах [8 – 11] и [12]. Главной особенностью предлагаемого подхода является получение оценок качества классификации на основе исследования чувствительности модели к изменению значений внутренних параметров в ходе соответствующего моделирования, а также интерпретация полученных результатов в виде оценки рисков, вызванных несовершенством самого классификатора. В статье предложены показатели оценки чувствительности модели, а также различные виды показателей рисков и способы их расчета. Применение подхода и реализация различных его этапов проиллюстрированы результатами вычислительных экспериментов. По состоянию на текущий момент в материалах открытой печати не обнаружено публикаций с подобными исследованиями в отношении рассмотренной в статье нечеткой классификационной модели.

Литература

1. Кривенко М.П., Васильев В.Г. Методы классификации данных большой размерности // М.: ИПИ РАН. 2013. 208 с.
2. Hartmann J., Huppertz J., Schamp C., Heitmann M. Comparing automated text classification methods. International Journal of Research in Marketing. 2019. vol. 36(1). pp. 20–38.
3. Belyadi H., Haghighat A. Machine Learning Guide for Oil and Gas Using Python. Gulf Professional Publishing, 2021. 476 p.
4. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений // М.: Мир. 1976. 167 с.
5. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH // СПб.: БХВ-Петербург, 2005. 736 с.
6. Tsoukalas L. Fuzzy Logic: Applications in Artificial Intelligence, Big Data, and Machine Learning // McGraw Hill. 2023. 176 p.
7. van Krieken E., Acar E., van Harmelen F. Analyzing Differentiable Fuzzy Logic Operators. Artificial Intelligence. 2022. vol. 302. DOI: 10.1016/j.artint.2021.103602.
8. Мелихов А.Н., Бернштейн Л.С., Коровин С.Я. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой // М.: Наука, 1990. 272 с.
9. Борисов В.В., Авраменко Д.Ю. Нечеткое ситуационное управление сложными системами на основе их композиционного гибридного моделирования // Системы управления, связи и безопасности. 2021. № 3. С. 207–237.
10. Бакасов С.Р., Санаева Г.Н., Воронин Ю.А., Пророков А.Е., Богатиков В.Н. Управление технологической безопасностью промышленных процессов на

- основе мультиагентного моделирования // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2019. № 4. С. 37–45.
11. Кривов М.В., Асламова Е.А., Асламова В.С. Система выработки стратегий управления промышленной безопасностью // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. 2022. № 59. С. 55–65.
12. Мелихова О.А. Приложение матлогики к проблемам моделирования // Известия ЮФУ. Технические науки. 2014. № 7(156). С. 204–214.
13. Старовойтов В.Г. Ситуационный центр как эффективный механизм в системе управления // Национальная безопасность / nota bene. 2021. № 5. С. 22–29.
14. Шедий М.В. Становление и тенденции развития системы ситуационных центров как ключевого фактора повышения эффективности государственного управления // Вестник НГУЭУ. 2021. № 3. С. 8–18.
15. Avdeeva Z., Kovriga S., Lepskiy V., Raikov A., Slavin B., Zatsarinny A. The Distributed Situational Centers System as an Instrument of State and Corporate Strategic Goal-Setting in the Digital Economy. IFAC-PapersOnLine. 2020. vol. 53(2). pp. 17499–17504.
16. Kriesi H., Lorenzini J., Wuest B., Hausermann S. Contention in Times of Crisis: Recession and Political Protest in Thirty European Countries. Cambridge University Press. 2020. 300 p.
17. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. 2-е изд., стереотип. // М.: Горячая линия – Телеком. 2012. 284 с.
18. ГОСТ Р ИСО 31000-2019. Менеджмент риска. Принципы и руководство // М.: Госстандарт России. 2020.
19. ISO 14971:2019. Medical devices – Application of risk management to medical devices. 2019.
20. Fu S., Zhang Y., Zhang M., Han B., Wu Z. An object-oriented Bayesian network model for the quantitative risk assessment of navigational accidents in ice-covered Arctic waters. Reliability Engineering & System Safety. 2023. vol. 238. DOI: 10.1016/j.ress.2023.109459.
21. Hunte J., Neil M., Fenton N. A hybrid Bayesian network for medical device risk assessment and management. Reliability Engineering & System Safety. 2024. vol. 241. 16 p.
22. Jiang M., Liu Y., Lu J., Qu Z., Yang Z. Risk assessment of maritime supply chains within the context of the Maritime Silk Road. Ocean & Coastal Management. 2023. vol. 231. 14 p.
23. Молоканов Г.Г., Пинчук А.В., Потюпкин А.А. Нечётко-множественный подход к оцениванию целевых рисков при управлении развитием орбитальной группировки космических аппаратов // Труды ВНИИЭМ. Вопросы электромеханики. 2015. Т. 148. № 5. С. 19–23.

Потюпкин Александр Александрович — канд. техн. наук, слушатель, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского. Область научных интересов: ситуационное управление, применение методов теории нечетких множеств для управления сложными организационно-техническими системами, методы анализа данных и обработки информации. Число научных публикаций — 35. vka@mail.ru; улица Ждановская, 13, 197198, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)237-1249.

Пилькевич Сергей Владимирович — д-р техн. наук, доцент, начальник кафедры, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского. Область научных интересов: информационная безопасность, дискретная математика, моделирование сложных

социотехнических систем. Число научных публикаций — 150. vka@mil.ru; улица Ждановская, 13, 197198, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)347-9654.

Зайцев Всеволод Владимирович — заместитель начальника кафедры, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского. Область научных интересов: информационная безопасность, системы искусственного интеллекта, компьютерная лингвистика. Число научных публикаций — 7. vka@mil.ru; улица Ждановская, 13, 197198, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)347-9654; факс: +7(812)347-9654.

A. POTYUPKIN, S. PILKEVICH, V. ZAYTSEV
**AN APPROACH TO A PRIORI ASSESSMENT OF FUZZY
CLASSIFICATION MODELS IN MONITORING TASKS**

Potyupkin A., Pilkevich S., Zaytsev V. An Approach to a Priori Assessment of Fuzzy Classification Models in Monitoring Tasks.

Abstract. The article addresses the problems of using automation tools to perform monitoring and management tasks applicable to assessing the quality of fuzzy classification models, where the classification procedure is implemented on the basis of knowledge (rules) in the absence of the training set. An approach is proposed to obtain a priori assessments of the classification quality based on the study of the used model sensitivity to changes in the values of internal parameters during the corresponding modeling. The interpretation of the modeling results in the form of risk assessment caused by the self-imperfection of the classification models is obtained. The article provides an example of a fuzzy classification model based on a comparison of the current state of a monitoring object described using fuzzy features with a set of predefined typical states, which form corresponding fuzzy equal (close) states (monitoring situations). The comparison is carried out using the fuzzy implication operation provided that the required reliability is met. The example of this model demonstrates how the type of implication operation, as well as the internal features of the model, affect the results of classification, and appropriate indicators are proposed, which are both an interpretation of generally accepted indicators for assessing the classification quality, and unique, inherent in the considered model. Computational experiments were carried out, which made it possible to obtain graphs of changes in classification quality assessment indicators for the considered model and its modification and visualize the influence of internal parameters of the model on the results of its application. A number of indicators are proposed that allow for an a priori assessment of the risks arising from the application of the model before its actual application.

Keywords: fuzzy sets, classification, quality assessment, risk.

References

1. Krivenko M., Vasil'ev V. *Metody klassifikacii dannyh bol'shoj razmernosti* [Classification methods of big scale data]. Moscow: IPI RAN, 2013. 208 p. (In Russ.).
2. Hartmann J., Huppertz J., Schamp C., Heitmann M. Comparing automated text classification methods. *International Journal of Research in Marketing*. 2019. vol. 36(1). pp. 20–38.
3. Belyadi H., Haghighat A. *Machine Learning Guide for Oil and Gas Using Python*. Gulf Professional Publishing, 2021. 476 p.
4. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений. М.: Мир. 1976. 167 с.
5. Leonenkov A. *Nechetkoe modelirovanie v MATLAB i fuzzyTECH* [Fuzzy modeling in MATLAB and fuzzyTECH]. Saint-Petersburg: BHV-Peterburg, 2005. 736 p. (In Russ.).
6. Tsoukalas L. *Fuzzy Logic: Applications in Artificial Intelligence, Big Data, and Machine Learning*. McGraw Hill. 2023. 176 p.
7. van Krieken E., Acar E., van Harmelen F. Analyzing Differentiable Fuzzy Logic Operators. *Artificial Intelligence*. 2022. vol. 302. DOI: 10.1016/j.artint.2021.103602.
8. Melihov A., Bernshtejn L., Korovin S. *Situacionnye sovetujushhie sistemy s nechetkoj logikoj* [Situational advising systems with fuzzy logic]. Moscow: Nauka. Gl. red. fiz.-mat.lit, 1990. 272 p. (In Russ.).

9. Borisov V., Avramenko D. [Fuzzy situational control of complex systems based on composite hybrid modeling] *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti – Systems of Control, Communication and Security*. 2021. № 3. pp. 207-237. (In Russ.).
10. Bakasov S., Sanaeva G., Voronin Yu., Prorokov A., Bogatikov V. [Management of technological safety of industrial processes based on multi-agent modeling] *Vestnik Astrahanskogo gosudarstvennogo tehničeskogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika – Bulletin of the Astrakhan State Technical University. Series: Management, Computer Engineering and Computer Science*. 2019. № 4. pp. 37–45. (In Russ.).
11. Krivov M., Aslamova E., Aslamova V. [A system for developing industrial safety management strategies] *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika – Bulletin of Tomsk State University. Management, computer engineering and computer science*. 2022. № 59. pp. 55–65. (In Russ.).
12. Melihova O. [Application of mathematical logic to modeling problems] *Izvestiya JuFU. Tehnicheskie nauki – Izvestiya SFedU. Engineering sciences*. 2014. no. 7(156). pp. 204–214. (In Russ.).
13. Starovojtov V. [The situation center as an effective mechanism in the management system] *Nacional'naja bezopasnost' / nota bene – National Security / nota bene*. 2021. № 5. pp. 22–29. (In Russ.).
14. Shedij M. [Formation and development trends of the system of situational centers as a key factor in improving the efficiency of public administration] *Vestnik NGUJeU – Vestnik NSUEM*. 2021. no. 3. pp. 8–18. (In Russ.).
15. Avdeeva Z., Kovriga S., Lepskiy V., Raikov A., Slavin B., Zatsarinny A. The Distributed Situational Centers System as an Instrument of State and Corporate Strategic Goal-Setting in the Digital Economy. *IFAC-PapersOnLine*. 2020. vol. 53(2). pp. 17499–17504.
16. Kriesi H., Lorenzini J., Wuest B., Hausermann S. *Contention in Times of Crisis: Recession and Political Protest in Thirty European Countries*. Cambridge University Press. 2020. 300 p.
17. Borisov V., Kruglov V., Fedulov A. *Nechetkie modeli i seti [Fuzzy models and networks]*. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom. 2012. 284 p. (In Russ.).
18. GOST R ISO 31000-2019. [Risk management. Principles and Guide]. Moscow: Gosstandart Rossii [Russian Government Standard]. 2020. (In Russ.).
19. ISO 14971:2019. Medical devices – Application of risk management to medical devices. 2019.
20. Fu S., Zhang Y., Zhang M., Han B., Wu Z. An object-oriented Bayesian network model for the quantitative risk assessment of navigational accidents in ice-covered Arctic waters. *Reliability Engineering & System Safety*. 2023. vol. 238. DOI: 10.1016/j.ress.2023.109459.
21. Hunte J., Neil M., Fenton N. A hybrid Bayesian network for medical device risk assessment and management. *Reliability Engineering & System Safety*. 2024. vol. 241. 16 p.
22. Jiang M., Liu Y., Lu J., Qu Z., Yang Z. Risk assessment of maritime supply chains within the context of the Maritime Silk Road. *Ocean and Coastal Management*. 2023. vol. 231. 14 p.
23. Molokanov G., Pinchuk A., Potyupkin A. [Fuzzy multiple approach to target risk assessment during control of satellite constellation evolution] *Trudy VNIEM. Voprosy elektromehaniki – Electromechanical matters. VNIEM studies*. 2015. vol. 148. no. 5. pp. 19–23. (In Russ.).

Potyupkin Alexander — Ph.D., Student, Mozhaysky Military Space Academy. Research interests: situational management, application of fuzzy sets methods in complex organizational and technical systems control tasks, data analysis and information processing methods. The number of publications — 35. vka@mil.ru; 13, Zhdanovskaya St., 197198, St. Petersburg, Russia; office phone: +7(812)237-1249.

Pilkevich Sergey — Ph.D., Dr.Sci., Associate Professor, Chief of the department, Mozhaysky Military Space Academy. Research interests: information security, discrete mathematics, social systems modeling. The number of publications — 150. vka@mil.ru; 13, Zhdanovskaya St., 197198, St. Petersburg, Russia; office phone: +7(812)347-9654.

Zaytsev Vsevolod — Deputy chief of the department, Mozhaysky Military Space Academy. Research interests: information security, artificial intelligence systems, computer linguistics. The number of publications — 7. vka@mil.ru; 13, Zhdanovskaya St., 197198, St. Petersburg, Russia; office phone: +7(812)347-9654; fax: +7(812)347-9654.