

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК 519.6

АВТОМАТИЧЕСКАЯ ГЕНЕРАЦИЯ РЕКОМЕНДУЮЩИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ КАЧЕСТВЕННОЙ ИНТЕРПРЕТАЦИИ МОНИТОРИНГОВОЙ ИНФОРМАЦИИ

Кремлева Э.Ш., Снегуренко А.П., Новикова С.В., Валитова Н.Л.
Казанский национальный исследовательский технический университет имени
А.Н. Туполева – КАИ, г. Казань

Поступила в редакцию 20.08.2020, после переработки 05.09.2020.

В статье описаны методы принятия решений на основе алгоритмов интеллектуального обучения, для построения которых используются вербальные элементы. Такие алгоритмы и методы обычно работают в расчетах со строго количественными данными, однако, принимая во внимание человеческий способ восприятия информации в вербальной форме. Человек не принимает непосредственного участия в процессе построения модели, то есть ее структура не зависит от экспертных или иных человеческих мнений, однако качественная вербальная информация (например, элементы нормативных актов, документов, приказов и т. д.) встраивается в алгоритм в закодированной форме. Представлены вычислительные эксперименты.

Ключевые слова: мягкие вычисления, система поддержки принятия решения, вербальный ответ, автоматическая генерация систем.

Вестник ТвГУ. Серия: Прикладная математика. 2020. № 3. С. 50–67.
<https://doi.org/10.26456/vtprmk599>

Введение

В отличие от классических методов нечеткой логики и нечеткого логического вывода, предлагается модель, состоящая из нескольких взаимосвязанных классических и авторских моделей с использованием авторских численных методов. Это увеличивает их точность и адекватность. Большим преимуществом является автоматический способ построения этих моделей только на основе наборов исходных количественных и качественных данных, что позволит вам быстро и эффективно создавать рекомендательные системы для решения широкого круга задач принятия решений.

Система строится в три этапа.

На первом этапе строится система нечеткого логического вывода типа Такаги-Сугено-Канга (TSK) на основе имеющихся количественных и качественных данных. Преимущество такой системы в том, что ее можно переучивать (корректировать ее параметры).

Затем, после того как система построена по имеющимся данным, на втором этапе ее точность повышается с помощью нечеткой нейронной сети. Недостатком построенной системы является то, что она не дает словесного ответа.

На третьем этапе на основе настроенных параметров системы TSK строится система типа Мамдани по специальному алгоритму. В результате система может дать устный ответ от рекомендательной системы, и в то же время получить все преимущества адаптации в процессе обучения нейронной сети [1].

1. Разработка концепции автоматически генерируемой СППР с учетом качественной информации

С учетом постановки задачи, имеющиеся в распоряжении исследователей данные представляют собой вещественные многомерные кортежи вида:

Таблица 1: Структура исходных данных для генерации модели ППР

	Параметр системы №1	Параметр системы №2	...	Параметр системы № n	Выходной параметр системы
	x_1	x_2		x_n	y
Качественная интерпретация	A_1	A_2		A_n	B

Здесь:

- y – измеренная, или однозначно вычисляемая на основании значений x_i , РЕШАЮЩАЯ количественная величина, на основании значения которой даются качественные рекомендации системой ППР.
- x_i – измеренные количественные параметры системы, от которых зависит РЕШАЮЩАЯ величина y . Зависимость y от x_i может быть как явной, заданной в виде формального описания, так и неявной.
- A_i – известные качественные выражения количественных параметров x_i (вербальные определения параметров в технической документации, нормативных актах, инструкциях и т.п.).
- B – искомое качественное выражение решающего параметра y . Именно это качественное значение (в виде лексической переменной) будет являться ответом СППР с элементами человеческого восприятия информации.

Из этого следует, что задачу создания рекомендующей модели с вербальным выходом следует решать в два этапа:

1. Определение решающего параметра y в виде количественного значения.
2. Анализ полученного результата и его интерпретация в виде качественной оценки.

Так как вычисление значения y следует проводить с учетом качественных интерпретаций A_i значений x_i , в данном случае невозможно применить такие методы вычислений, как построение модели регрессии вида

$$y^k = f(x_1^k, x_2^k, \dots, x_3^k),$$

где M – количество кортежей в наборе, $X^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_3^k)$ – конкретные значения параметров (x_1, x_2, \dots, x_3) для k -того набора данных, y^k – конкретное значение выходной величины y для k -того набора данных.

Так как необходимо сформировать модель, способную, с одной стороны, обрабатывать количественные значения параметров системы, а с другой – качественно их интерпретировать, то для решения поставленной задачи наилучшим решением будет являться аппарат нечеткой логики, в которой параметры для расчетов задаются в качественной форме и интерпретируются в виде количественного значения некоторой функции-преобразователем.

Переменные, задаваемые словами, были впервые предложены и описаны Лофти Заде в 1965 году. Он назвал их «лингвистическими» переменными. Лингвистические переменные описывают качественное, т.е. нечеткое отражение человеком окружающего мира. Для того чтобы лингвистические переменные стали полноправными математическими объектами, потребовалось расширить одно из базовых понятий математики – понятие множества. Для этого было введено определение нечеткого множества и разработана теория нечетких множеств, включившая в себя обычные множества как частный случай [2]. Нечеткие множества и нечеткие переменные нашли широкое применение для технических задач с размытыми условиями [3].

Расчет параметра y , как количественной оценки, удобнее всего проводить на основе системы нечеткого логического вывода Такаги-Сугено-Канга (TSK) [4]. В системе Такаги-Сугено правые части правил задаются в виде детерминированных линейных функций входных параметров x_i , операция дефаззификации представляет собой вычисление взвешенного среднего с весами, пропорциональными степени срабатывания каждого правила. Данный подход довольно широко применяется для вычислений в тех областях, где специалисты оперируют главным образом вербальной информацией [5-9]. Для формирования правых частей, представляющих собой линейные многочлены параметров x_i , целесообразно применить способ линейной многомерной регрессии.

Для последующего уточнения регрессионных коэффициентов, а также параметров функций принадлежности левых частей правил, необходимо воспользоваться возможностью представления системы TSK в виде нечеткой нейронной сети с ее последующим обучением.

Качественную интерпретацию параметра y , как лингвистической переменной, удобнее всего проводить на основе системы нечеткого логического вывода Мамдани, в которой правые части задаются в виде условия принадлежности выходной переменной к одному из нечетких значений, композиция представляет собой операцию логического ИЛИ, а дефаззификация – определения центра тяжести результирующей интегральной функции принадлежности. Численный метод такого преобразования с последующей вербальной интерпретацией был описан в [10].

2. Построение модели TSK для количественного расчета результирующего параметра

Для реализации алгоритма TSK необходимо описать m правил нечеткого вывода в виде:

$$\text{«Если } (x_1^* \in_1) \text{ И } (x_2^* \in_2) \text{ И } \dots (x_n^* \in_n) \text{ ТО } y = b_{j0} + b_{j1} * x_1 + b_{j2} * x_2 + \dots b_{jn} * x_n \text{»}, \quad (1)$$

$j = 1, 2, \dots, m, b_{ji}$ – некоторые числа.

Здесь

- x_i^* – количественное значение i -того параметра системы,
- A_i – нечеткие множества, вербально соответствующие качественным градациям количественных параметров x_i .

Правила в базе знаний Такаги-Сугено являются своего рода переключателями с одного линейного закона «входы-выход» на другой, тоже линейный. Границы подобластей размытые, следовательно, одновременно могут выполняться несколько линейных законов, но с различными степенями. Степени принадлежности входного вектора $X = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ к значениям $d_j = b_{j0} + \sum_{i=1}^n b_{ji} x_i$ рассчитываются следующим образом:

$$\mu(d_j(X^*)) = \bigwedge_{i=\overline{1,n}} [\mu_{A_i}^j(x_i^*)], \quad j = \overline{1,m}, \quad (2)$$

где \bigwedge – операция из t-нормы, т.е. из множества реализаций логической операций И, $\mu_{A_i}^j(x_i)$ – функция принадлежности множества A_i .

В нечетком логическом выводе Сугено наиболее часто используется произведение как t-норма. В результате получаем нечеткое множество \tilde{y} , соответствующее входному вектору X^* :

$$\tilde{y} = \frac{\mu(d_1(X^*))}{d_1} + \frac{\mu(d_2(X^*))}{d_2} + \dots + \frac{\mu(d_m(X^*))}{d_m}. \quad (3)$$

Обратим внимание, что приведенное выше нечеткое множество является обычным нечетким множеством первого порядка. Оно задано на множестве четких чисел. Результирующее значение выхода y определяется как суперпозиция линейных зависимостей, выполняемых в данной точке X^* n -мерного факторного пространства. Для этого дефаззифицируют нечеткое множество \tilde{y} , находя взвешенное среднее:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m \mu(d_j(X^*)) \cdot d_j}{\sum_{j=1}^m \mu(d_j(X^*))} \quad (4)$$

или взвешенную сумму:

$$y = \sum_{j=1}^m \mu(d_j(X^*)) \cdot d_j. \quad (5)$$

2.1 Определение параметров левых частей правил

Для задания параметров левых частей правил вывода вида (1) необходимо определить:

1. Вид функций принадлежности $\mu_j(x_i^*)$ к каждому нечеткому множеству A_i .
2. Параметры выбранной функции принадлежности.

Существует два подхода к решению данных задач – экспертный и автоматический.

При экспертном подходе специалисты предметной области самостоятельно, из неформализуемых соображений, определяют вид и параметры функций μ_j .

Опираясь на необходимость создания именно автоматически генерируемой системы, рассмотрим автоматическую процедуру.

Для генерирования необходимо располагать адекватным набором количественных данных типа «входы - выход», предоставленным заслуживающим доверия источником.

Процедура 1: автоматического задания левых частей правил вывода системы TSK на основании имеющихся кортежей числовых данных:

1. Каждый элемент x_i входного вектора $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ упорядочивается и ранжируется в соответствии с разными квантилями выборки. Количество квантилей выделяется в соответствии с количеством качественных градаций параметра x_i . Например, если параметр x_i описывается четырьмя качественными градациями: «параметр низкий», «параметр средний», «параметр высокий», «параметр выше среднего», то упорядоченное множество всех возможных значений данного параметра следует разбить на 4 квантиля:
 - 0,25% квантиль \Rightarrow «параметр низкий»,
 - 0,5% квантиль \Rightarrow «параметр средний»,
 - 0,75% квантиль \Rightarrow «параметр высокий»,
 - >0,75% квантиль \Rightarrow «параметр выше среднего».
2. Каждое значение качественной оценки параметров вектора X ассоциируется с соответствующим квантилем.
3. Для каждой из лингвистических переменных A определяется функция принадлежности типа гауссиан

$$\mu_A(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - c_i}{\sigma_i}\right)^2}.$$

Центр гауссиана (c) будет соответствовать центру соответствующего квантиля, а разброс гауссиана (σ) вычисляется как 25%-ный внешний отступ от границ квантиля, деленный на три (согласно правилу 3-сигма).

2.2 Определение параметров правых частей правил

Правые части правил вида (1) представляют собой линейные комбинации элементов входного вектора X . Поэтому для определения коэффициентов b_{ji} целесообразно воспользоваться методом построения линейных множественных регрессионных моделей, описанным, например, в [11].

Процедура 2: определения коэффициентов правых частей правил вывода системы TSK на основании имеющихся кортежей числовых данных:

1. Каждый элемент x_i входного вектора $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ упорядочивается и ранжируется в соответствии с разными квантилями выборки. Количество квантилей выделяется в соответствии с количеством качественных градаций параметра x_i .
2. Каждое значение качественной оценки параметров вектора X ассоциируется с соответствующим квантилем.
3. Внутри каждого квантиля проводится процедура построения линейной регрессионной модели по методу наименьших квадратов (МНК).
4. Найденные в результате коэффициенты регрессионных зависимостей принимаются в качестве коэффициентов правых частей правил вывода системы TSK.

В результате последовательного применения двух разработанных процедур будут сформированы левые и правые части правил TSK. Однако для их автоматического согласования (композиции каждой части в единое правило) требуется разработать дополнительную процедуру.

2.3 Определение соответствий между левыми и правыми частями правил системы TSK

Для обоснованного формирования правил (зависимости левых и правых частей) разработана следующая

Процедура 3: формирования полной базы правил системы TSK на основании имеющихся кортежей числовых данных:

1. Для каждой лингвистической переменной A_i левой части правил определяется «серединовый диапазон» - это диапазон, охватываемый категорией «параметр средний». Соответственно, разложив коэффициенты регрессии уравнения, описывающего категорию «параметр средний» для каждой переменной, получим веса отдельных параметров:

$$V(x_i) = v_i.$$

2. Нормализуем веса:

$$v_i^N = \frac{v_i}{\sum_{i=1}^n v_i}.$$

Сумма нормализованных весов равна 1.

3. Введем кодирующую шкалу для нечетких категорий качественных определений x_i . Количество градаций шкалы соответствует количеству категорий. Например, если параметр x_i описывается четырьмя качественными градациями: «параметр низкий», «параметр средний», «параметр высокий», «параметр выше среднего», то будет введена 4-х разрядная шкала. Каждому разряду ставится в соответствие КОД - балл от 1 до К, где К- разрядность шкалы. (балл приемлемости). Для каждой левой части правил, сформированных на этапе 3.1. Заменяем лингвистическое выражение состояния параметра соответствующим баллом, и вычислим средневзвешенное значение итогового балла на основе найденных на предыдущем этапе нормализованных значений v_i^N .
4. Полученное значение итогового балла округляется до ближайшего целого. Каждый рассчитанный балл заменяется соответствующим лингвистическим выражением.

Согласно разработанной процедуре формируется полная база правил системы нечеткого вывода TSK.

3. Повышение точности модели TSK на основе машинного обучения

В результате последовательного применения к имеющемуся набору исходных данных *Процедур 1-3* будет автоматически сгенерирована система нечеткого логического вывода типа TSK, способная давать количественный ответ по имеющимся количественным входным данным с учетом качественной информации о параметрах системы.

Однако, точность системы можно повысить путем более тонкого подбора параметров системы, а именно: параметров функций принадлежности нечетких термов в левых частях (предпосылках), и коэффициентов линейных многочленов правых частей (следствий). Для подобной тонкой настройки с успехом можно использовать так называемые нечеткие нейронные сети, обучение которых как раз и состоит в корректировке указанных параметров системы Такаги-Сугено.

Более того, сама по себе нечеткая нейронная сеть может рассматриваться как обучаемая система Такаги-Сугено. При обучении таких сетей функции принадлежности системы и линейные зависимости правых частей логического вывода корректируются так, чтобы минимизировать отклонения между результатами нечеткого моделирования и эталонными данными. В результате обучения нейронечеткой сети, таким образом, можно повысить точность, а, следовательно, и адекватность нечеткой системы.

Процедура 4: коррекции параметров системы TSK на основе нейронечеткого представления и обучения:

1. Сформулировать задачу корректировки параметров системы TSK как задачу оптимизации вида:

Найти такие вектора $P = (c_i^j, \sigma_I^j)$ и $B = (b_{ij})$, чтобы:

$$\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (Y_i^* - F(P, B, X_i))^2} \Rightarrow \min. \quad (6)$$

Здесь M – количество кортежей данных, Y_i^* - эталонный ответ системы (значение из обучающего кортежа), $F(P, B, X_i)$ - ответ системы для набора входных параметров X_i .

- Представить построенную на предыдущем этапе систему TSK в виде нейронной сети следующей топологии (Рис.1):

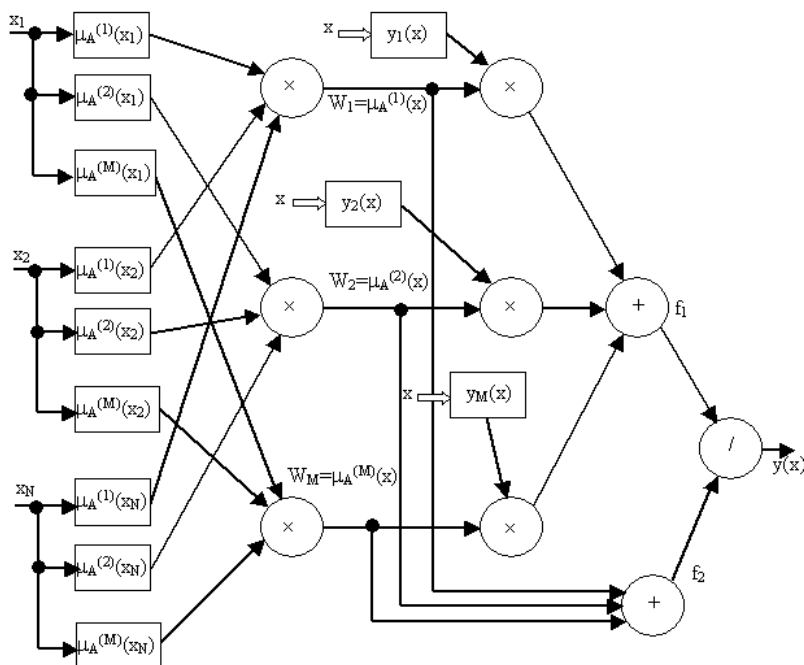


Рис. 1: Структура нечеткой нейронной сети типа TSK

Здесь:

Слой 1 состоит из входных переменных x_i ($i=1,2...n$) нечеткой системы.

Слой 2 осуществляет этап фаззификации, т.е. каждый нейрон слоя вычисляет значения функций принадлежности $\mu_k(x_i)$ ($k=1,2...m$) для поданного на вход нейрона четкого значения x_i . Для возможности обучения в качестве функций принадлежности должны выступать гауссианы с заданными центрами c_i , разбросами σ_i и параметром b_i вида:

$$\mu_A(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - c_i}{\sigma_i}\right)^2}.$$

Количество нейронов слоя m равно сумме количества нечетких термов для каждого входа. Этот слой называют ПАРАМЕТРИЧЕСКИМ, так как в процессе обучения подбираются НЕЛИНЕЙНЫЕ ПАРАМЕТРЫ этого слоя – значения центров c_i , разбросов σ_i гауссианов-функций принадлежности.

Слой 3 Каждый нейрон слоя представляет собой нечеткое правило вывода. Он соединен только с теми нейронами предыдущего слоя (нечеткими

термами), которые участвуют в формировании данного правила. Каждый нейрон вычисляет степень истинности предпосылок для каждого имеющегося в системе нечеткого правила. Нейроны слоя могут реализовывать любую Т-норму для моделирования операции «И», например, МИНИМУМ. Количество нейронов слоя p совпадает с количеством имеющихся в системе нечетких правил.

Слой 4 представляет собой правые части правил логического вывода, то есть вычисляет значения линейных многочленов правых частей $y_j(x) = b_{j0} + \sum_{i=1}^n b_{ji}x_i$, а затем умножает их на весовой коэффициент $w_j = \prod_{i=1}^n \mu_A^{(j)}(x_i)$, равный степени истинности правила, полученному на предыдущем слое. Содержит столько же нейронов, что и предыдущий слой. Это ПАРАМЕТРИЧЕСКИЙ слой – в нем коррекции подлежат параметры линейных многочленов правых частей правил вывода b_{ji} .

Слой 5 состоит из двух нейронов-сумматоров, один из которых рассчитывает взвешенную сумму выходов предыдущего слоя:

$$\sum_{j=1}^M w_j y_j,$$

а второй – сумму весов:

$$\sum_{j=1}^M w_j.$$

Слой 6 содержит единственный нейрон, осуществляющий дефаззификацию, т.е. вычисляет окончательное количественное значение для выхода нечеткой сети

$$y(x) = \frac{\sum_{j=1}^M w_j y_j}{\sum_{j=1}^M w_j}.$$

3. Обучить нейронечеткую сеть согласно гибриднему алгоритму обучения [12]. В гибридном алгоритме подлежащие адаптации параметры разделяются на две группы: линейных параметров b_{ij} четвертого слоя и параметров нелинейной функции принадлежности второго слоя. Уточнение параметров проводится в два этапа:

- **На первом этапе** при фиксации определенных значений параметров функции принадлежности путем решения системы линейных уравнений рассчитываются линейные параметры (в первом цикле – это значения, полученные в результате инициализации).
- **На втором этапе** после фиксации значений линейных параметров b_{ji} рассчитываются фактические выходные сигналы $y(t)$ сети и вектор ошибки. Сигналы ошибок направляются через подключенную сеть по

направлению ко входу сети (обратное распространение) вплоть до первого слоя, где могут быть рассчитаны компоненты градиента целевой функции относительно конкретных параметров $(c_i^j, \sigma_i^j, b_{ji})$. После формирования вектора градиента параметры уточняются с использованием одного из градиентных методов обучения, например, метода наискорейшего спуска.

После уточнения нелинейных параметров вновь запускается процесс адаптации линейных параметров функции TSK (первый этап) и нелинейных параметров (второй этап). Этот цикл повторяется вплоть до стабилизации всех параметров процесса.

При практической реализации гибридного метода обучения нечетких сетей доминирующим фактором их адаптации считается первый этап, на котором веса b_{ji} подбираются с использованием псевдоинверсии за один шаг. Для уравнивания его влияния второй этап (подбор нелинейных параметров градиентным методом) многократно повторяется в каждом цикле.

4. Вербальная интерпретация количественного ответа системы TSK на основе авторского численного метода

Для формирования модели, способной выдавать качественные (вербальные) заключения относительно входных численных параметров, необходимо воспользоваться авторским численным методом получения вербальной рекомендации на основе количественного ответа нечеткого алгоритма, описанном в [13].

Приведем основную последовательность действий.

1. Задать число входных переменных системы Мамдани равным числу входов системы Такаги-Сугено.
2. Все нечеткие термы и их функции принадлежности системы Такаги-Сугено переносятся в систему Мамдани без изменений.
3. Задать число нечетких термов выходной переменной системы Мамдани равным числу нечетких термов выходной переменной Такаги-Сугено. Для каждого нечеткого терма выходной переменной задать функцию принадлежности в виде гауссиана.
4. Значения центров гауссианов c_i^j определить по формуле $c^j = \sum_{i=1}^N t_i^j a_i^j + t_0^j$, где a_i^j – центры функции принадлежности входных переменных, определенные в виде гауссианов, а t_i^j – линейные коэффициенты правых частей правил исходной системы TSK: $y_j = \sum_{i=1}^N t_i^j x_i + t_0^j$.
5. Значения разбросов гауссианов σ_i^j определить из условия равномерного покрытия области определения.

6. Все правила логического вывода Такаги-Сугено становятся правилами вывода системы Мамдани.
7. Для получения вербального ответа, подвергнуть ответ системы Мамдани обратной фаззификации.

5. Описание последовательности автоматической генерации многоуровневой гибридной рекомендующей модели с вербальным выходом

Обобщая исследования, приведенные в разделах 1-5, процесс построения автоматически генерируемой рекомендующей модели состоит в выполнении следующих этапов:

1. Получение количественных данных, описывающих систему, в виде набора кортежей типа «многомерный вход-скалярный выход»:

$$(X^k, Y^k) = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k, y^k), k = 1, 2 \dots M,$$

где M – количество кортежей в наборе, $X^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$ – конкретные значения параметров (x_1, x_2, \dots, x_n) – для k -того набора данных, y^k – конкретное значение выходной величины y для k -того набора данных.

2. Получение вербальных описаний возможных качественных характеристик A_i для каждого входного параметра x_i .
3. Формирование левых частей правил системы TSK с функциями принадлежности типа гауссиан. Параметры функций принадлежности (центр и разброс) определяются из условий конкретной прикладной задачи на основании разработанной *Процедуры автоматического задания левых частей правил вывода системы TSK на основании имеющихся кортежей числовых данных (Процедура 1)*.
4. Формирование правых частей правил системы TSK в виде линейных комбинаций входов согласно разработанной *Процедуре определения коэффициентов правых частей правил вывода системы TSK на основании имеющихся кортежей числовых данных (Процедура 2)*.
5. Соединение левых и правых частей правил в единую базу правил нечеткого вывода TSK согласно *Процедуре формирования полной базы правил системы TSK на основании имеющихся кортежей числовых данных (Процедура 3)*.
6. Повышение точности построенной системы TSK на основании *Процедуры коррекции параметров системы TSK на основе нейронечеткого представления и обучения (Процедура 4)*.
7. Формирование системы для вербальной интерпретации выхода построенной системы TSK на основании *Численного метода получения вербальной рекомендации на основе количественного ответа нечеткого алгоритма*.

6. Вычислительные эксперименты

Для проверки работоспособности разработанной модели были проведены тестовые расчеты параметра риска для состояния окружающей среды $P_{\text{общ}}$ (экологический риск по окружающей среде в целом) на основании значений рисков по отдельным ее компонентам: $P_{\text{возд}}$ (экологический риск по воздуху), $P_{\text{снег}}$ (экологический риск по снегу), $P_{\text{почв}}$ (экологический риск по почвенному покрову), $P_{\text{биоср}}$ (экологический риск по биосредам населения).

Для практической реализации, тестирования и использования разработанной нечеткой логической системы применялся математический пакете MatLab с подсистемой Fuzzy Logic Toolbox [14].

Ошибка системы нечеткого вывода после обучения нейронечеткой сети на множестве обучающих данных составила $7.5E-6$ (менее 0,1%), что более чем в 30 тыс. раз точнее, чем для системы нечеткого вывода до корректировки параметров.

Ошибка скорректированной системы нечеткого вывода на тестовом множестве составила в среднем $6.43E-4$ (0,14%) (Рис. 2.):



Рис. 2: Сравнительные значения уровней опасности согласно системе нечеткого вывода ($P_{\text{сугено}}$) и эталонных значений ($P_{\text{общ}}$) после повышения точности

Результаты работы спроектированной системы нечеткого логического вывода Такаги-Сугено хорошо демонстрируют следующие примеры:

Пример №1:

Исходные данные для расчетов:

1. «Состояние воздуха» $P_{\text{возд}} = 0.1$ (в большей степени соответствует лингвистическому понятию «удовлетворительное»).
2. «Состояние снежного покрова» $P_{\text{снег}} = 0.8$ (в большей степени соответствует лингвистическому понятию «с высоким риском»).
3. «Состояние почвы» $P_{\text{почв}} = 0.9$ (в большей степени соответствует лингвистическому понятию «с высоким риском»).
4. «Состояние биосреды» $P_{\text{биоср}} = 0.9$ (в большей степени соответствует лингвистическому понятию «с высоким риском»).

Результат расчета: «Состояние окружающей среды» $R_{\text{общ}} = 0.472$ – в большей степени соответствует лингвистическому понятию «напряженное».

Пример №2:

Исходные данные для расчетов:

1. «Состояние воздуха» $R_{\text{возд}} = 0.9$ (в большей степени соответствует лингвистическому понятию «с высоким риском»).
2. «Состояние снежного покрова» $R_{\text{снег}} = 0.4$ (в большей степени соответствует лингвистическому понятию «среднее»).
3. «Состояние почвы» $R_{\text{почв}} = 0.5$ (в большей степени соответствует лингвистическому понятию «с повышенным риском»).
4. «Состояние биосреды» $R_{\text{биоср}} = 0.4$ (в большей степени соответствует лингвистическому понятию «среднее»).

Результат расчета: «Состояние окружающей среды» $R_{\text{общ}} = 0.712$ – в большей степени соответствует лингвистическому понятию «кризисное».

Заключение

Разработанная система автоматического создания интеллектуальных систем СПР, работающих с учетом человеческого восприятия информации, является эффективной и адекватной. Полученные в результате ее применения системы способны с успехом и высокой точностью генерировать вербальный ответ-рекомендацию, пригодную для адекватного принятия решения специалистом конкретной предметной области без необходимости дополнительной интерпретации им численного ответа СПР.

Список литературы

- [1] Новикова С.В. Структурная оптимизация нейросетевой модели мониторинга ГТД // Известия высших учебных заведений. Авиационная техника. 2016. № 2. С. 101–107.
- [2] Zadeh L.A. Fuzzy sets // Information and Control. 1965. Vol. 8, № 3. Pp. 338–353.
- [3] Новикова С.В., Кремлева Э.Ш., Валитова Н.Л. Кодирование мягких циклических данных при помощи псевдо-нечеткой меры // Вестник ТвГУ. Серия: Прикладная математика. 2019. № 3. С. 90–101. <https://doi.org/10.26456/vtpmk542>
- [4] Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MatLab. М.: Горячая линия-Телком, 2007. 284 с.
- [5] Тунакова Ю.А., Новикова С.В., Шагидуллина Р.А., Кремлева Э.Ш. Роль качественных оценок в задачах экологического управления в зонах действия полимерных производств // Вестник Казанского технологического университета. 2013. Т. 16, № 20. С. 276–279.

- [6] Катасёв А.С. Методы и алгоритмы формирования нечетких моделей оценки состояния объектов в условиях неопределенности // Вестник технологического университета. 2019. Т. 22, № 3. С. 138–147.
- [7] Данилаев Д.П., Емалетдинова Л.Ю. Нечеткая модель отбора профилей подготовки технических специалистов // Открытое образование. 2015. № 4. С. 28–32.
- [8] Salimov R.I., Trutneva A.A., Snegurenko A.P. ERP System as a Method of Effective Economic Management by the Example of the Russian Federation // Proceedings of the International Scientific Conference "Far East Con ISCFEC 2020. Series: Advances in Economics, Business and Management Research. Atlantis Press, 2020. Pp. 3075–3082. <https://dx.doi.org/10.2991/aebmr.k.200312.440>
- [9] Kozlova A., Snegurenko A. University risk assessment and management system // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. Vol. 666. IOP Publishing, 2019. ID 012050. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/666/1/012050>
- [10] Кремлева Э.Ш., Новикова С.В. Интегральная оценка состояния окружающей среды с вербальной интерпретацией // Материалы Всероссийской научно-практической конференции с международным участием "Новые технологии; материалы и оборудование российской авиакосмической отрасли". Т. 4. Казань: Издательство Казанского государственного технического университета, 2018. С. 164–168.
- [11] Новикова К.Н. Разработка линейных и нелинейных моделей для определения содержания мелкодисперсных частиц РМ2.5 в приземном слое атмосферного воздуха на примере г.Казани // Сборник научных трудов молодых ученых (по материалам III Республиканской молодежной экологической научной конференции). Казань: Издательство Академии наук Республики Татарстан, 2018. С. 231–239.
- [12] Штовба С.Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику. Винница: Издательство винницкого государственного технического университета, 2001. 198 с.
- [13] Кремлева Э.Ш., Новикова С.В. Методика получения лингвистического ответа от логической системы с количественным выходом // Сборник статей международной научно-практической конференции "Актуальные вопросы модернизации науки" (22 мая 2014 г.). Уфа: Аэтерна, 2014. С. 24–26.
- [14] Sivanandam S.N., Sumathi S., Deepa S.N. Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2007. 425 p.

Образец цитирования

Кремлева Э.Ш., Снегуренко А.П., Новикова С.В., Валитова Н.Л. Автоматическая генерация рекомендуемых систем на основе качественной интерпретации мониторинговой информации // Вестник ТвГУ. Серия: Прикладная математика. 2020. № 3. С. 50–67. <https://doi.org/10.26456/vtpmk599>

Сведения об авторах**1. Кремлева Эльмира Шамильевна**

старший преподаватель кафедры прикладной математики и информатики Казанского национального исследовательского технического университета им А.Н. Туполева – КАИ.

Россия, 420111, г. Казань, ул. К. Маркса, д. 10, КНИТУ-КАИ.

E-mail: EShKremleva@kai.ru

2. Снегуренко Александр Павлович

доцент кафедры Экономики и управления на предприятии Казанского национального исследовательского технического университета им А.Н. Туполева – КАИ.

Россия, 420111, г. Казань, ул. К. Маркса, д. 10, КНИТУ-КАИ.

E-mail: APSnegurenkoa@kai.ru

3. Новикова Светлана Владимировна

профессор кафедры Прикладной математики и информатики Казанского национального исследовательского технического университета им А.Н. Туполева – КАИ.

Россия, 420015, г. Казань, ул. Большая Красная, д. 55, КНИТУ-КАИ.

E-mail: SVNovikova@kai.ru

4. Валитова Наталья Львовна

доцент кафедры прикладной математики и информатики Казанского национального исследовательского технического университета им А.Н. Туполева – КАИ.

Россия, 420111, г. Казань, ул. К. Маркса, д. 10, КНИТУ-КАИ.

E-mail: NLValitova@kai.ru

**AUTOMATIC GENERATION OF RECOMMENDED SYSTEMS
BASED ON QUALITATIVE INTERPRETATION OF MONITORING
INFORMATION**

Kremleva Elmira Shamilyevna

Senior Lecturer at the Department of Applied Mathematics and Computer Science,
Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev – KAI
Russia, 420111, Kazan, 10 Karla Marx str., KNRTU-KAI.
E-mail: EShKremleva@kai.ru

Snegurenko Alexander Pavlovich

Associate Professor of Industrial Economics and Management department, Kazan
National Research Technical University named after A.N. Tupolev – KAI
Russia, 420111, Kazan, 10 Karla Marx str., KNRTU-KAI.
E-mail: APSnegurenko@kai.ru

Novikova Svetlana Vladimirovna

Professor at the Department of Applied Mathematics and Computer Science, Kazan
National Research Technical University named after A.N. Tupolev – KAI
Russia, 420015, Kazan, 55 Bolshaya Krasnaya str., KNRTU-KAI.
E-mail: SVNovikova@kai.ru

Valitova Natalya Lvovna

Associate Professor at the Department of Applied Mathematics and Computer
Science, Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev –
KAI
Russia, 420111, Kazan, 10 Karla Marx str., KNRTU-KAI.
E-mail: NLValitova@kai.ru

Received 20.08.2020, revised 05.09.2020.

The article describes decision-making methods based on intelligent learning algorithms; for the construction of which verbal elements are used. Such algorithms and methods usually work in calculations with strictly quantitative data; however; taking into account the human way of perceiving information in verbal form. The person does not directly participate in the process of building the model; that is; its structure does not depend on expert or other human opinions; however; high-quality verbal information (for example; elements of regulations; documents; orders; etc.) is embedded in the algorithm in coded form. Computational experiments are presented.

Keywords: soft computing, decision support system, verbal response, automatic generation of systems.

Citation

Kremleva E.Sh., Snegurenko A.P., Novikova S.V., Valitova N.L., “Automatic generation of recommended systems based on qualitative interpretation of monitoring

information”, *Vestnik TvGU. Seriya: Prikladnaya Matematika [Herald of Tver State University. Series: Applied Mathematics]*, 2020, № 3, 50–67 (in Russian). <https://doi.org/10.26456/vtpmk599>

References

- [1] Novikova S.V., “Structural optimization of the neural network model for the gas turbine engine monitoring”, *Russian Aeronautics*, **59**:2 (2016), 263–270.
- [2] Zadeh L.A., “Fuzzy sets”, *Information and Control*, **8**:3 (1965), 338–353.
- [3] Novikova S.V., Kremleva E.Sh., Valitova N.L., “Soft cyclic data encoding using a quasi-fuzzy measure”, *Vestnik TvGU. Seriya: Prikladnaya Matematika [Herald of Tver State University. Series: Applied Mathematics]*, 2019, № 3, 90–101 (in Russian), <https://doi.org/10.26456/vtpmk542>.
- [4] Shtovba S.D., *Proektirovanie nechetkikh sistem sredstvami MatLab [Designing fuzzy systems using MatLab]*, Goryachaya liniya-Telkom, Moscow, 2007 (in Russian), 284 pp.
- [5] Tunakova Yu.A., Novikova S.V., Shagidullina R.A., Kremleva E.Sh., “The role of qualitative assessments in the tasks of environmental management in the areas of polymer production”, *Vestnik Kazanskogo tekhnologicheskogo universiteta [Bulletin of Kazan Technological University]*, **16**:20 (2013), 276–279 (in Russian).
- [6] Katasyov A.S., “Methods and algorithms for the formation of fuzzy models for assessing the state of objects in conditions of uncertainty”, *Vestnik Tekhnologicheskogo Universiteta [Bulletin of Technological University]*, **22**:3 (2019), 138–147 (in Russian).
- [7] Danilaev D.P., Emaletdinova L.Yu., “Fuzzy model for the selection of profiles for the training of technical specialists”, *Otkrytoe obrazovanie [Open education]*, 2015, № 4, 28–32 (in Russian).
- [8] Salimov R.I., Trutneva A.A., Snegurenko A.P., “ERP System as a Method of Effective Economic Management by the Example of the Russian Federation”, *Proceedings of the International Scientific Conference "Far East Con"*, ISCFEC 2020, Advances in Economics, Business and Management Research, Atlantis Press, 2020, 3075–3082, <https://dx.doi.org/10.2991/aebmr.k.200312.440>.
- [9] Kozlova A., Snegurenko A., “University risk assessment and management system”, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. V. 666, IOP Publishing, 2019, <https://doi.org/10.1088/1757-899X/666/1/012050>.
- [10] Kremleva E.Sh., Novikova S.V., “Integral assessment of the state of the environment with verbal interpretation”, *Materialy Vserossijskoj nauchno-prakticheskoy konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem "Novye tekhnologii; materialy i oborudovanie rossijskoj aviakosmicheskoy otrasli" [Materials of the all-Russian scientific and practical conference with international participation "New technologies; materials and equipment of the Russian aerospace industry"]*. V. 4, Kazan State Technical University Publ., Kazan, 2018, 164–168 (in Russian).

- [11] Novikova K.N., “Razrabotka linejnykh i nelinejnykh modelej dlya opredeleniya sodержaniya melkodispersnykh chastits RM2.5 v prizemnom sloe atmosfernogo vozdukha na primere g.Kazani”, *Sbornik nauchnykh trudov molodykh uchenykh (po materialam III Respublikanskoj molodezhnoj ekologicheskoj nauchnoj konferentsii) [Collection of scientific papers of young scientists]*, Publishing house of the Academy of Sciences of the Republic of Tatarstan, Kazan, 2018, 231–239 (in Russian).
- [12] Shtovba S.D., *Vvedenie v teoriyu nechetkikh mnozhestv i nechetkuyu logiku*, Izdatelstvo vinnitskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta, Vinnitsa, 2001 (in Russian), 198 pp.
- [13] Kremleva E.Sh., Novikova S.V., “Metodika polucheniya lingvisticheskogo otveta ot logicheskoy sistemy s kolichestvennym vykhodom”, *Sbornik statej mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferentsii ”Aktualnye voprosy modernizatsii nauki” [Collection of articles of the international scientific and practical conference ”Topical issues of science modernization”]* (22 maya 2014 g.), Aeterna, Ufa, 2014, 24–26 (in Russian).
- [14] Sivanandam S.N., Sumathi S., Deepa S.N., *Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2007, 425 pp.