

ПРИМЕНЕНИЕ АППАРАТА МЯГКИХ ВЫЧИСЛЕНИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ЛЕСОПРОМЫШЛЕННОГО КОМПЛЕКСА

О.М. Полещук

МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), 141005, Московская обл., г. Мытищи, ул. 1-я Институтская, д. 1

poleshchuk@mgul.ac.ru

Предлагается подход к решению задач лесопромышленного комплекса на основе аппарата мягких вычислений. Мягкие вычисления включают в себя теорию нечетких множеств, нечеткую логику, нечеткие нейронные сети и генетические алгоритмы. Предложенный подход является объективно необходимым, поскольку он дополняет классический математический аппарат в условиях неполной и неточной информации и значительно расширяет его возможности при учете неопределенности разных типов. В статье приведены основные понятия, показана эффективность мягких вычислений для актуальных практических задач. Построена нечеткая нейронная сеть для прогноза семеношения лесных культур в условиях техногенных ландшафтов. Разработана модель рейтингового оценивания состояния зеленых насаждений в условиях больших городов. Для контроля и прогноза поведения древесины в результате ее гидротермической обработки разработан нечеткий логический контроллер. Для борьбы с лесными пожарами предлагается нечеткая логическая модель оценки категории пожароопасности.

Ключевые слова: мягкие вычисления, лингвистическая переменная, нечеткая логика, нечеткая нейронная сеть, лесопромышленный комплекс

Ссылка для цитирования: Полещук О.М. Применение аппарата мягких вычислений для решения задач лесопромышленного комплекса // Лесной вестник / Forestry Bulletin, 2019. Т. 23. № 5. С. 126–137.
DOI: 10.18698/2542-1468-2019-5-126-137

В 1994 г. профессор Калифорнийского университета г. Беркли Лотфи Заде впервые ввел понятие «мягкие вычисления», которое является совокупностью неточных, приближенных вычислений, основанных на нечетких множествах, нечеткой логике, нечетких нейронных сетях и генетических алгоритмах. Последующие 25 лет стали периодом бурного развития теоретических основ и практических приложений мягких вычислений. Практика показала, что аппарат мягких вычислений способен решать задачи поддержки принятия решений в условиях неточной, неполной информации в разных областях деятельности человека.

Цель работы

Цель работы — на основе аппарата мягких вычислений определить подход к решению задач лесопромышленного комплекса.

Материалы и методы

Чтобы понять, почему для решения задач лесопромышленного комплекса необходим аппарат мягких вычислений, следует рассмотреть такие высказывания: «при длительной гидротермической обработке в древесине накапливаются продукты гидролиза полисахаридов» и «древесина имеет весьма существенные недостатки: высокую горючесть, склонность к гниению, гигроскопичность, которая приводит к трещинообразованию и

частичной потере несущей способности». В этих высказываниях используются слова естественного профессионального языка, такие, как «длительная гидротермическая обработка», «высокая горючесть», «весьма существенные недостатки», «частичная потеря несущей способности». Использование таких слов не является искусственно созданным исключением, это норма при описании и оценивании происходящих процессов. Однако все эти высказывания являются нечеткими и требуют пояснения, адекватной формализации на основе теории нечетких множеств и построения моделей на основе нечеткой логики.

При оценке состояния видов деревьев и кустарников обычно используется набор понятий свежий сухостой; усыхающее; сильно ослабленное; средне ослабленное; умеренно ослабленное; здоровое без признаков ослабления. Очевидно, что все они нечеткие и требуют формализации.

В пункте II «Исчисление расчетной лесосеки» приказа Рослесхоза № 191 от 27 мая 2011 г. при обосновании оптимального размера расчетной лесосеки используются понятия и определения, которые также можно отнести к нечетким (неопределенным). Например, в подпункте а) — «в лесах с относительно равномерным распределением площади лесных насаждений»; в подпункте б) — «запасы составляют более 50 процентов», «при близких значениях размера расчетной лесосеки»; в подпункте в) — «первая возрастная лесосека является оптимальной в хозяйствах...» и т. д.

Когда речь идет об «относительно равномерном распределении площади лесных насаждений», то не только компьютер, но даже не каждый специалист пояснит понятие «относительно равномерное». Скорее всего, это понятие сможет пояснить узкий специалист-эксперт. Рассмотрим понятие — «запасы составляют более 50 %». Вопрос — на сколько процентов более? Например, если мы имеем запасы древесины спелых и перестойных лесных насаждений 50,01 % от общего запаса древесины, то можно в этом случае считать, что мы имеем оптимальную расчетную лесосеку, исчисленную методами второй возрастной и интегральной лесосеки? А если 50 %, то можно считать, что мы имеем не оптимальную расчетную лесосеку?

Чтобы дать ответы на эти вопросы, крайне важно учесть накопленный опыт экспертов и применить его в рамках моделей реального мира. Без этого, в результате неопределенности исходной информации, принятие решений неминуемо приведет к высоким рискам и непростительным ошибкам. Поэтому все понятия реального мира и профессиональных областей деятельности должны быть формализованы и приведены к состоянию, воспринимаемому компьютером.

Во избежание возможных проблем необходимо использовать современные методы математического моделирования и обработки информации. Тем не менее классическая теория множеств и классические разделы математики не могут формализовать некоторые понятия и процессы реального мира в силу отсутствия необходимого аппарата, а попытки такой формализации приводят к утрате информации и увеличению погрешностей.

В результате проведения необходимых исследований была сформулирована теория нечетких множеств, позволившая моделировать многие процессы реального мира, а также мыслительную деятельность экспертов в форме, воспринимаемой компьютером.

Следующим этапом развития теории нечетких множеств стало появление нечеткой логики, которая в настоящее время успешно применяется к широкому спектру технических проблем. Главным преимуществом нечеткой логической системы является способность выражения нелинейных зависимостей входной и выходной информации через ряд качественных правил «если — то». У нечеткой логики есть способность работать как с числовыми данными, так и с информацией на основе слов естественного языка. Аппарат нечеткой логики предлагает альтернативные решения, когда математическая модель явления или процесса не существует в рамках традиционных формализмов или неточна.

Методы нечеткой логики в совокупности с нейронными сетями легли в основу нейро-нечетких технологий.

Так шаг за шагом для формализации понятий и процессов реального мира, а также для получения адекватных конечных результатов в задачах принятия решений разрабатывался аппарат мягких вычислений, который крайне актуален, в том числе для решения задач лесопромышленного комплекса.

Необходимые понятия и определения

Нечетким множеством \tilde{A} [1] называется множество пар вида

$$\{(x, \mu_{\tilde{A}}(x)) : x \in X\},$$

где $\mu_{\tilde{A}}(x) : X \rightarrow [0, 1]$.

Нечетким числом \tilde{A} называется нечеткое множество [1], имеющее функцию принадлежности $\mu_{\tilde{A}}(x) : R \rightarrow [0, 1]$.

Нечеткой переменной [2] называется тройка

$$\{X, U, \tilde{A}\},$$

где X — название переменной;

U — область ее определения (универсальное множество);

\tilde{A} — нечеткое множество универсального множества, описывающее возможные значения нечеткой переменной.

На основе понятия нечеткой переменной вводится понятие лингвистической переменной.

Лингвистической переменной [2] называется пятерка

$$\{X, T(X), U, V, S\},$$

где X — название переменной;

$T(X) = \{X_l, l = \overline{1, m}\}$ — терм-множество переменной X , т. е. множество термов или названий лингвистических значений переменной X (каждое из этих значений — нечеткая переменная со значениями из универсального множества U);

V — синтаксическое правило, порождающее названия значений лингвистической переменной X ;

S — семантическое правило, которое ставит в соответствие каждой нечеткой переменной с названием из $T(X)$ нечеткое подмножество универсального множества U .

$$\tilde{A}^1 = \left\{ \begin{array}{l} \tilde{A}_1^1 : \left\langle \begin{array}{l} \text{если } X_{11} \text{ и } X_{21} \text{ и...и } X_{n1} \text{ или } X_{12} \text{ и } X_{21} \text{ и...и } X_{n1} \\ \text{или...или } X_{11} \text{ и } X_{21} \text{ и...и } X_{n2}, \text{ то } Y_1 \end{array} \right\rangle; \\ \tilde{A}_2^1 : \left\langle \begin{array}{l} \text{если } X_{12} \text{ и } X_{22} \text{ и...и } X_{n2} \text{ или } X_{12} \text{ и } X_{23} \text{ и...и } X_{n3} \\ \text{или...или } X_{13} \text{ и } X_{23} \text{ и...и } X_{n2}, \text{ то } Y_2 \end{array} \right\rangle; \\ \dots\dots\dots \\ \tilde{A}_m^1 : \left\langle \begin{array}{l} \text{если } X_{1m_1} \text{ и } X_{2m_2} \text{ и...и } X_{nm_n} \text{ или } X_{1m_1} \text{ и } X_{2m_2-1} \text{ и...и } X_{nm_n} \\ \text{или...или } X_{1m_1-1} \text{ и } X_{2m_2} \text{ и...и } X_{nm_n-1}, \text{ то } Y_m \end{array} \right\rangle. \end{array} \right. \quad (1)$$

$$\tilde{A}^2 = \left\{ \begin{array}{l} \tilde{A}_1^2 : \left\langle \begin{array}{l} \text{если } Y_1, \text{ то } X_{11} \text{ и } X_{21} \text{ и...и } X_{n1} \text{ или } X_{12} \text{ и } X_{21} \text{ и...и } X_{n1} \\ \text{или...или } X_{11} \text{ и } X_{21} \text{ и...и } X_{n2} \end{array} \right\rangle; \\ \tilde{A}_2^2 : \left\langle \begin{array}{l} \text{если } Y_2, \text{ то } X_{12} \text{ и } X_{22} \text{ и...и } X_{n2} \text{ или } X_{12} \text{ и } X_{21} \text{ и...и } X_{n2} \\ \text{или...или } X_{13} \text{ и } X_{22} \text{ и...и } X_{n1} \end{array} \right\rangle; \\ \dots\dots\dots \\ \tilde{A}_m^2 : \left\langle \begin{array}{l} \text{если } Y_m, \text{ то } X_{1m_1} \text{ и } X_{2m_2} \text{ и...и } X_{nm_n} \text{ или } X_{1m_1-1} \text{ и } X_{2m_2} \text{ и...и } X_{nm_n} \\ \text{или...или } X_{1m_1} \text{ и } X_{2m_2} \text{ и...и } X_{nm_n-1} \end{array} \right\rangle. \end{array} \right. \quad (2)$$

В настоящее время известны четыре уровня вычислений: 1) с обычными числами; 2) с интервалами; 3) со случайными и нечеткими числами; 4) с Z-числами.

Вычисления с помощью этих уровней позволяют моделировать самые сложные понятия и процессы реального мира.

Z-число состоит из упорядоченной пары нечетких чисел $Z = (A, B)$. Первое нечеткое число — это значение, которое принимает некоторая нечеткая переменная X , второе — является показателем надежности (достоверности) первого числа, т. е. выражает значение уверенности (возможности, вероятности), что нечеткая переменная X принимает значение A [3].

Пусть X_1, X_2, \dots, X_n — лингвистические переменные соответственно с универсальными множествами U_1, U_2, \dots, U_n и термами $\{X_{il}\}$, $i = 1, n, l = 1, m_i$, которые имеют функции принадлежности $\{\mu_{il}(x)\}$, $i = \overline{1, n}, l = \overline{1, m_i}$. Пусть Y —

лингвистическая переменная с универсальным множеством U и термами $\{Y_l\}$, $l = \overline{1, m}$, которые

имеют функции принадлежности $\{\mu_l(x)\}$, $l = \overline{1, m}$.

Система нечеткого логического вывода может быть представлена в одном из двух видов: X_1, X_2, \dots, X_n — входная информация, а Y — выходная или входная информация, X_1, X_2, \dots, X_n — выходная. В первом случае система нечеткого логического вывода представляется в виде (1).

Во втором случае система нечеткого логического вывода представляется в виде (2).

Системы логического вывода позволяют получать выходную информацию в условиях, когда необходимо учесть опыт и знания экспертов, а формальную математическую модель построить сложно [4].

Рейтинговые системы широко применяются в разных областях деятельности человека, но большую трудность вызывают процедуры нахождения рейтинговых оценок в рамках качественных характеристик. Это обусловлено отсутствием арифметических операций для порядковых шкал, в которых чаще всего измеряются качественные характеристики. Теория нечетких множеств позволяет сделать корректной процедуру рейтингового оценивания объектов в рамках качественных характеристик. Подобный подход актуален для задач лесопромышленного комплекса и, в частности, для задач мониторинга состояния зеленых насаждений в условиях больших городов.

Операции обобщенного умножения и сложения для нечетких множеств [4] определяются на основе треугольных норм и треугольных конорм, они не являются привычными арифметическими операциями и позволяют корректно оперировать разнородными (в том числе и качественными) характеристиками.

Треугольной нормой (T-нормой) называется действительная двухместная функция $T : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, удовлетворяющая четырем условиям:

1) $T(0,0) = 0, T(\mu_{\bar{A}}, 1) = T(1, \mu_{\bar{A}}) = \mu_{\bar{A}}$ (ограниченность);

2) $T(\mu_{\bar{A}}, \mu_{\bar{B}}) \leq T(\mu_{\bar{C}}, \mu_{\bar{D}})$, если $\mu_{\bar{A}} \leq \mu_{\bar{C}}, \mu_{\bar{B}} \leq \mu_{\bar{D}}$ (монотонность);

3) $T(\mu_{\bar{A}}, \mu_{\bar{B}}) = T(\mu_{\bar{B}}, \mu_{\bar{A}})$ (коммутативность);

4) $T(\mu_{\bar{A}}, T(\mu_{\bar{B}}, \mu_{\bar{C}})) = T(T(\mu_{\bar{A}}, \mu_{\bar{B}}), \mu_{\bar{C}})$ (ассоциативность).

Треугольной конормой (T -конормой) называется действительная двухместная функция $K : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$, также удовлетворяющая четырем условиям:

1) $K(0,0) = 0, K(\mu_{\bar{A}}, 0) = K(0, \mu_{\bar{A}}) = \mu_{\bar{A}}$ (ограниченность);

2) $K(\mu_{\bar{A}}, \mu_{\bar{B}}) \leq K(\mu_{\bar{C}}, \mu_{\bar{D}})$, если $\mu_{\bar{A}} \leq \mu_{\bar{C}}, \mu_{\bar{B}} \leq \mu_{\bar{D}}$ (монотонность);

3) $K(\mu_{\bar{A}}, \mu_{\bar{B}}) = K(\mu_{\bar{B}}, \mu_{\bar{A}})$ (коммутативность);

4) $K(\mu_{\bar{A}}, K(\mu_{\bar{B}}, \mu_{\bar{C}})) = K(K(\mu_{\bar{A}}, \mu_{\bar{B}}), \mu_{\bar{C}})$ (ассоциативность).

Технологии искусственного интеллекта, основанные на методах нечеткой логики и нейронных сетях, получили название нейро-нечетких технологий. Причины объединить их вместе вытекают из ограничений и трудностей, присущих каждому из методов в отдельности. В основе нейро-нечетких сетей лежит аппарат нечеткой логики, на базе которого делаются окончательные выводы, а соответствующие функции принадлежности настраиваются на основе алгоритмов обучения нейронных сетей, например, алгоритма обратного распространения ошибки или метода рекуррентного спуска.

Нейрон — это вычислительная единица, которая получает информацию, производит над ней простые вычисления и передает ее дальше. Нейроны делятся на три основных типа: 1) входной; 2) скрытый; 3) выходной. У каждого из нейронов есть два основных параметра: входные данные и выходные данные. Синапс — связь между двумя нейронами. У синапсов параметром является вес. При инициализации вес нейронов расставляется случайно. Выходная информация для нейрона — сумма всех входных данных, умноженных на соответствующие веса.

Выбор нейро-нечетких моделей осуществляется в зависимости от класса решаемых задач.

В настоящее время наибольшее применение получили модели ANFIS и FALCON.

Нейро-нечеткая сеть ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) реализует нечеткую систему логического вывода Такаги — Сугено [5, 6].

Модель FALCON (Fuzzy Adaptive learning Control Network) реализует систему нечеткого логического вывода Мамдани [7].

Структура сети ANFIS гарантирует, что каждый лингвистический термин представлен только одним нечетким множеством, что достаточно удобно для устранения дополнительной неопределенности, поэтому именно ANFIS предлагается использовать для решения задач лесопромышленного комплекса. Эта сеть состоит из пяти слоев. Опишем кратко функции каждого слоя.

Первый слой — входные нейроны, которые представляют собой числовые значения определенных термов лингвистических переменных. Узлами первого слоя являются функции принадлежности этих лингвистических переменных. Число узлов первого слоя соответствует числу термов входных лингвистических переменных. Выходом каждого узла является степень принадлежности числового входного значения к определенному терму лингвистических переменных. Первый слой называется слоем фаззификации входных данных.

Второй слой — входные нейроны, которые представляют собой значения функций принадлежности лингвистических переменных. Узлами второго слоя являются нечеткие правила. Число узлов соответствует числу нечетких правил. Каждый узел отвечает за одно правило. Нейроны второго слоя связаны только с теми нейронами первого слоя, которые входят в это правило.

Третий слой — входные нейроны, реализовавшие нечеткие правила узлов второго слоя. Узлами третьего слоя являются операции треугольной нормы (T -нормы). Частным случаем этой операции является, например, широко используемая операция взятия минимума или умножения. Число узлов третьего слоя равно числу строк — конъюнкций (логическая операция И) в системе нечетких правил. Выходными нейронами третьего слоя являются результаты операций T -нормы.

Четвертый слой — входные нейроны после выполнения операции треугольной нормы третьего слоя. Узлами четвертого слоя являются операции треугольной конормы. Частным случаем этой операции является, например, широко используемая операция взятия максимума или сложения. Число узлов четвертого слоя соответствует числу лингвистических термов выходной переменной.

Пятый слой суммирует вклад каждого правила и находит четкое выходное значение. Пятый слой называется слоем дефаззификации.

Классические нейронные сети
Classic neural networks

Тип сети	Ошибка		Метод обучения	Функции	
	на обучающей выборке	на тестовой выборке		активации скрытого слоя	активации выходного слоя
MLP 5-34-1	0,003776	0,002532	BFGS 10	Exponential	Exponential
MLP 5-30-1	0,002574	0,002800	BFGS 77	Logistic	Sine
MLP 5-11-1	0,003140	0,002595	BFGS 25	Exponential	Identity
MLP 5-23-1	0,002917	0,002802	BFGS 41	»»	Logistic
MLP 5-30-1	0,002931	0,002239	BFGS 54	Tanh	Tanh

Существует несколько методов дефазификации [8], один из них используется наиболее часто — метод центра тяжести [9].

Прогноз семеношения лесных культур в условиях техногенных ландшафтов на основе нейро-нечеткой модели

Важное значение для экономики и общества имеют леса, создаваемые на нарушенных землях в условиях техногенных ландшафтов, поскольку имеют лесохозяйственно-сырьевое назначение, выполняют важные почвозащитную, водоохранную и рекреационную функции, улучшают санитарно-гигиенические условия окружающей среды. Актуальна проблема создания семенной базы лесных пород, используемых для рекультивации техногенных ландшафтов в зависимости от их специфики. Решение этой проблемы невозможно без анализа результатов первичного испытания древесных растений, прогноза семенной продуктивности и качества семян по результатам этих испытаний [10].

Для прогноза семеношения сосны Банка на рекультивационных ландшафтах Егорьевского месторождения фосфоритов были взяты данные этой сосны по урожаю шишек за несколько последних лет. В качестве выходной переменной рассматривалась масса семян после сушки (в граммах), в качестве входных переменных рассматривались: x_1 — масса шишки до сушки в граммах; x_2 — длина шишки до сушки в сантиметрах; x_3 — диаметр шишки до сушки в сантиметрах; x_4 — масса шишки после сушки (в граммах); x_5 — количество семян после сушки.

Выбор сосны Банка для исследования не случаен, поскольку она приспособлена к суровому климату и отмечается быстрым ростом (дает по 2–3 прироста в год).

Проведено 300 наблюдений по каждому из входных и выходному параметрам. Выборка данных случайным образом разделялась на две части. 250 наблюдений одной части использовались для

обучения сети и оставшиеся 50 наблюдений использовались для проверки построенной модели.

По исходной информации для прогноза семеношения сосны построены классические нейронные сети и нейро-нечеткая сеть, проведен их сравнительный анализ и выбрана лучшая сеть.

Классические нейронные сети построены в программе Statistica 8 с помощью мастера построения сетей. Программой определены пять различных вариантов сетей с минимальной ошибкой (табл. 1).

Для каждой сети получены следующие результаты (для обучения использовались 100 % данных, предсказывалось 100 % данных): для первой сети $R^2 = 0,886341$, процент верного прогноза — 39; для второй сети $R^2 = 0,891925$, процент верного прогноза — 41; для третьей сети $R^2 = 0,865737$, процент верного прогноза — 34; для четвертой сети $R^2 = 0,871172$, процент верного прогноза — 37; для пятой сети $R^2 = 0,900684$, процент верного прогноза — 39.

Построение нейро-нечеткой модели для прогноза семеношения сосны Банка на рекультивационных ландшафтах Егорьевского месторождения фосфоритов осуществлялось в программе MATLAB 7.11. Была сформирована система нечетких правил вывода с 75 правилами и весами, определенными в процессе итерационного обучения с помощью нейронной сети. Были получены следующие результаты: $R^2 = 0,994013$, процент верного прогноза — 89. Ошибка на обучающей выборке равна 0,001824, ошибка на тестовой выборке — 0,001157. Результаты прогноза нейро-нечеткой модели показали лучшие результаты по сравнению с результатами классических нейронных сетей [11].

Определение рейтинговых оценок зеленых насаждений в условиях больших городов

Экспертное оценивание состояния зеленых насаждений является одной из основных задач экологического мониторинга [12]. Получение экспертных оценок заключается в визуальном обследовании насаждений и отнесении отдельных

экземпляров растений к одному из уровней вербальной шкалы с семью уровнями $X_l, l=1,7$: старый сухой; свежий сухой; усыхающее; сильно ослабленное; средне ослабленное; умеренно ослабленное; здоровое без признаков ослабления.

Задача рейтингового оценивания состояния видов растений на основе экспертных оценок непосредственно связана с задачей определения видов насаждений наиболее адаптированных к произрастанию в сложных экологических условиях большого города и с задачей планирования различных мероприятий на объектах озеленения.

Рассмотрим 17 видов насаждений и обозначим через $a_{il}, i=1,17, l=1,7$ относительное число растений i -го вида, отнесенных экспертами к l -му уровню вербальной шкалы. Обозначим через $a_l, l=1,7$ — относительное число растений всех видов, отнесенных к l -му уровню вербальной шкалы (табл. 2, 3).

По данным табл. 2 построена лингвистическая переменная, формализующая значения $X_l, l=1,7$: старый сухой; свежий сухой; усыхающее; сильно ослабленное; средне ослабленное; умеренно ослабленное; здоровое без признаков ослабления. Параметры функций принадлежности $\mu_l, l=1,7$ термов $X_l, l=1,7$ приведены в табл. 4.

Функции принадлежности нечетких рейтинговых оценок состояния видов растений находим по формуле

$$\lambda_i = a_{i1} \otimes \mu_1 \oplus a_{i2} \otimes \mu_2 \oplus \dots \oplus a_{i7} \otimes \mu_7, i = \overline{1,17};$$

где \otimes, \oplus — соответственно обобщенные операции умножения и сложения [4].

Т а б л и ц а 2

Данные по всем видам насаждений

Data on all types of plantings

a_i	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7
Относительное число растений всех видов, отнесенных к уровням шкалы	0,009	0,010	0,030	0,130	0,289	0,437	0,095

Полученные нечеткие числа дефазифицированы по методу центра тяжести и найдены нормированные рейтинговые оценки (табл. 5).

Проведенный анализ позволяет оценить устойчивость видов растений в условиях интенсивного антропогенного воздействия и принять решения по сохранению отдельных видов и включению их в план озеленения.

Нечеткий контроллер поведения древесины при гидротермической обработке

Древесина — это материал сложного строения, состоящий главным образом из трех биополимеров: лигнина, целлюлозы и гемицеллюлозы. В дополнение к этим полимерным компонентам древесина может содержать экстрактивные веще-

Т а б л и ц а 3

Данные по отдельным видам насаждений

Data on certain types of stands

Название вида	a_{il}						
	a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	a_{i4}	a_{i5}	a_{i6}	a_{i7}
Береза повислая	0,009	0,032	0,060	0,100	0,660	0,070	0,069
Боярышник полумягкий	0,000	0,009	0,180	0,290	0,450	0,030	0,041
Вяз гладкий	0,000	0,020	0,048	0,510	0,296	0,060	0,066
Вяз шершавый	0,022	0,000	0,043	0,365	0,365	0,182	0,023
Боярышник однопестичный	0,000	0,054	0,055	0,363	0,253	0,154	0,121
Кизильник блестящий	0,000	0,000	0,050	0,230	0,670	0,050	0,000
Клен остролистный	0,006	0,054	0,030	0,087	0,468	0,235	0,120
Клен татарский	0,000	0,000	0,000	0,139	0,805	0,028	0,028
Клен ясенелистный	0,000	0,026	0,068	0,273	0,462	0,120	0,051
Липа крупнолистная	0,000	0,008	0,061	0,220	0,365	0,262	0,084
Липа мелколистная	0,000	0,027	0,073	0,304	0,419	0,145	0,032
Сирень венгерская	0,014	0,021	0,021	0,119	0,594	0,203	0,028
Сирень обыкновенная	0,010	0,019	0,060	0,235	0,413	0,255	0,008
Тополь душистый	0,000	0,019	0,029	0,466	0,310	0,049	0,127
Тополь бальзамический	0,001	0,160	0,037	0,303	0,417	0,070	0,012
Ясень обыкновенный	0,000	0,079	0,048	0,190	0,365	0,270	0,048
Ясень пенсильванский	0,003	0,062	0,074	0,356	0,411	0,067	0,027

Т а б л и ц а 4
Параметры функций принадлежности
 $\mu_l, l = \overline{1,7}$ термов $X_l, l = \overline{1,7}$
Parameters of membership function
 $\mu_l, l = \overline{1,7}$ term $X_l, l = \overline{1,7}$

μ_1	0,000	0,0045	0,000	0,009
μ_2	0,0135	0,0135	0,009	0,011
μ_3	0,0245	0,0245	0,011	0,049
μ_4	0,0735	0,0735	0,049	0,211
μ_5	0,2845	0,324	0,211	0,367
μ_6	0,6515	0,8575	0,367	0,095
μ_7	0,9525	1,000	0,0475	0,000

ства в небольших количествах и несколько классов органических соединений, таких, как сахар, танины, терпены, жиры или воск. Следствием сложного строения древесины является возникающая неопределенность (нечеткость) поведения древесины в процессе ее гидротермической обработки.

Гидротермическая обработка древесины — один из процессов, используемых для ее облагораживания, который служит для улучшения естественных свойств древесины, таких, как устойчивость к деформации, сопротивляемость к биологической коррозии и грибковым заболеваниям [13, 14]. Главными целями промышленной гидротермической обработки являются увеличение биологической стойкости древесины

к загниванию, улучшение ее устойчивости к атмосферным воздействиям. При выдерживании древесины в воде происходит ее разбухание и увеличение массы. При воздействии высоких температур на древесину могут происходить уменьшение степени ее гигроскопичности, разбухания и усушки по причине формирования простых эфирных связей путем разделения двух смежных гидроксильных групп, т. е. в результате термической обработки и термической деструкции разбухание уменьшается и древесина теряет массу. Кроме того, потеря массы зависит от температуры, времени и преобладающих условий термической обработки, а также размера образца. С другой стороны, в результате термической обработки древесина становится более хрупкой, ее прочность на изгиб и растяжение уменьшаются. Таким образом, учитывая сложность строения древесины и, как следствие, неопределенность ее поведения в процессе гидротермической обработки, представляется актуальной задача построения нечеткого контроллера, позволяющего контролировать и прогнозировать поведение древесины (рис. 1).

Входной информацией нечеткого логического контроллера для контроля и прогноза разбухания древесины и увеличения ее массы являются числовые значения двух переменных — температура термической обработки (в градусах) и время выдерживания в воде (в часах). Выходной информацией являются разбухание образца

Т а б л и ц а 5
Нечеткие рейтинговые оценки, рейтинговые оценки и рейтинг видов растений

Fuzzy ratings, ratings, and plant species ratings

Название вида	λ_i^1				E_i^1	Рейтинг
Береза повислая	0,285	0,399	0,138	0,113	0,349	17
Боярышник полумягкий	0,412	0,522	0,147	0,161	0,494	13
Вяз гладкий	0,508	0,690	0,224	0,133	0,602	3
Вяз шершавый	0,488	0,635	0,183	0,125	0,572	7
Боярышник однопестичный	0,283	0,516	0,706	0,845	0,613	2
Кизильник блестящий	0,339	0,563	0,747	0,857	0,654	1
Клен остролистный	0,324	0,487	0,617	0,730	0,564	9
Клен татарский	0,273	0,443	0,576	0,706	0,522	11
Клен ясенелистный	0,206	0,376	0,515	0,676	0,464	16
Липа крупнолистная	0,327	0,506	0,645	0,777	0,590	5
Липа мелколистная	0,230	0,399	0,532	0,686	0,483	14
Сирень венгерская	0,228	0,393	0,523	0,680	0,477	15
Сирень обыкновенная	0,285	0,480	0,633	0,779	0,569	8
Тополь душистый	0,325	0,502	0,643	0,742	0,577	6
Тополь бальзамический	0,300	0,469	0,603	0,716	0,546	10
Ясень обыкновенный	0,318	0,507	0,653	0,788	0,592	4
Ясень пенсильванский	0,230	0,411	0,557	0,715	0,500	12

Примечание. λ_i^1 — параметры функции принадлежности нечетких рейтинговых оценок; E_i^1 — четкая рейтинговая оценка

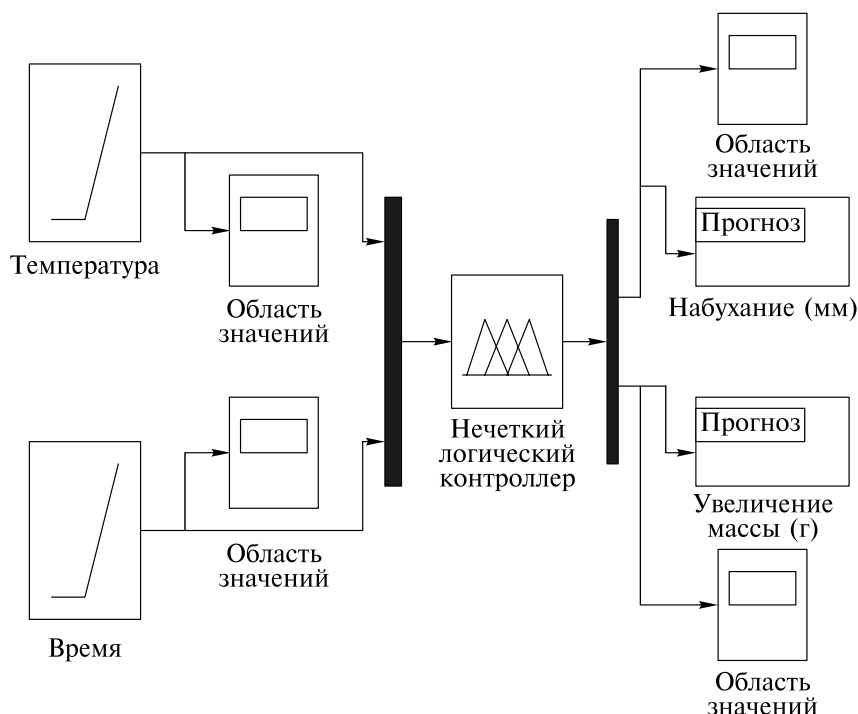


Рис. 1. Схема использования нечеткого логического контроллера поведения древесины
Fig. 1. Scheme of using a fuzzy logical controller of wood behavior

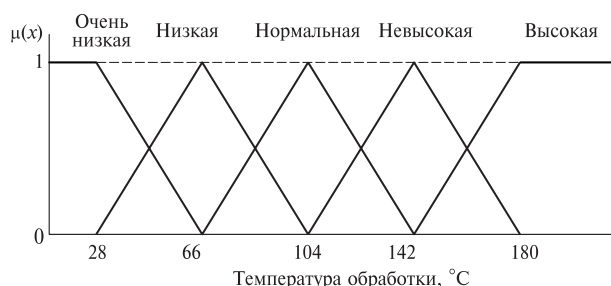


Рис. 2. Лингвистическая переменная «температура термической обработки древесины»
Fig. 2. Linguistic variable «heat wood treatment temperature»

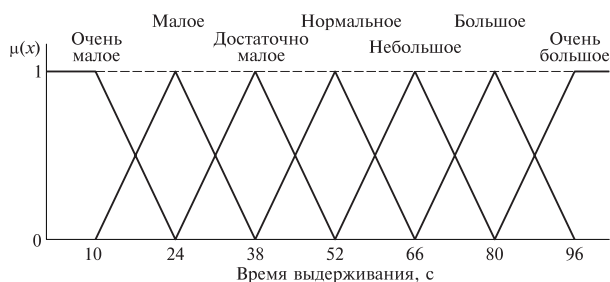


Рис. 3. Лингвистическая переменная «время выдерживания образца древесины в воде»
Fig. 3. Linguistic variable «the exposure time of sample wood in water»

древесины (в миллиметрах) и увеличение массы (в граммах). Для входных и выходных переменных определяются уровни лингвистических шкал и осуществляется построение соответствующих лингвистических переменных. Определение входных и выходных лингвистических переменных контроллера, так же, как и правил нечеткого логического вывода, основано на практических (экспертных) знаниях и на интуиции. Таким образом, необходимой составляющей нечеткого контроллера является база знаний. Для температуры при термической обработке предлагается использовать следующие уровни: очень низкая; низкая; нормальная; невысокая; высокая; для времени выдерживания испытательных образцов в воде такие: очень малое; малое; достаточно малое; нормальное; небольшое; большое; очень боль-

шое. Количество уровней для лингвистических переменных определяется на основе практических (экспертных) знаний. Кроме этого разработан метод определения оптимального множества лингвистических шкал [15]. Лингвистические переменные для температуры термической обработки и времени выдерживания в воде представлены соответственно на рис. 2 и 3.

Как видно из рис. 2, 3, в качестве функций принадлежности термов (значений) лингвистических переменных выбраны треугольные функции принадлежности. Однако, опираясь на опыт экспертов, можно выбрать трапецидальные функции принадлежности (графиком которых являются трапеции). Отличие треугольной и трапецидальной функции принадлежности нечеткого множества состоит в том, что в случае треугольной

функции принадлежности множество имеет одного типичного представителя (точку), а в случае трапецидальной функции принадлежности множество имеет несчетное число типичных представителей (отрезок). Аналогично строятся остальные лингвистические переменные.

После построения лингвистических переменных блок «Фаззификатор» ставит в соответствие числовым значениям переменных их лингвистические значения, т. е. значения функций принадлежности соответствующих термов.

Далее лингвистические значения поступают в блок системы нечеткого логического вывода, для построения которого используется опыт экспертов и, возможно, их интуиция. Правила логического вывода строятся по принципу «ЕСЛИ...И..., ТО...». Например: «Если температура термической обработки нормальная и время выдерживания нормальное, то разбухание малое» или «Если температура термической обработки невысокая и время выдерживания небольшое, то разбухание нормальное». В основе системы нечеткого логического вывода лежит алгоритм Мамдани [7].

После применения этой системы в блок «Дефаззификатор» поступает функция принадлежности выходной переменной, где по одному из известных правил этой функции принадлежности в соответствие ставится число, которое является прогнозным значением выходной переменной и может использоваться для выработки управляющих воздействий.

Нечеткая логическая модель оценки лесной пожароопасности

Лесные пожары входят в число самых распространенных стихийных бедствий для всех стран мира с точки зрения обширности воздействия и негативных последствий. В результате пожаров во всем мире ежегодно уничтожаются миллионы гектаров лесов, а на борьбу с ними, в том числе и на противопожарные мероприятия, затрачиваются огромные средства. Пожары уносят жизни людей и наносят большой ущерб тем или иным странам. Быстрое обнаружение возгорания и немедленное реагирование на него с применением всех мер защиты — наиболее эффективный способ устранения лесных пожаров. В настоящее время проводятся различные исследования в целях совершенствования систем раннего прогнозирования и быстрого обнаружения пожаров и осуществляется разработка стратегии реагирования [16–18].

Одной из важнейшей составляющих систем раннего прогнозирования пожаров является определение категории пожароопасности. Само понятие «пожароопасность» — нечеткое, поскольку

его нельзя измерить ни одним физическим прибором, оно находится в зависимости от ряда характеристик, по сути, тоже нечетких. Поэтому подход к построению модели на основе нечеткой логики можно считать единственно обоснованным. Нечеткие модели эффективно используют экспертные знания путем их включения в конструкцию нечетких правил и при определении функций принадлежности лингвистических переменных, формализующих значения исследуемых параметров. Например, для построения функций принадлежности переменной «площадь пожара» эксперт должен ответить на вопрос: когда площадь пожара считается, скорее, большей, чем средней?, и его ответ поможет избежать риска существенных ошибок в задачах принятия решений.

В качестве входных переменных нечеткой модели оценки пожароопасности предлагаются следующие переменные: X_1 — код влажности очищенного горючего материала; X_2 — код влажности лесной подстилки; X_3 — код засушливого периода; X_4 — индекс погоды, благоприятствующей возникновению лесных пожаров, как выходная используется переменная Y — категория пожароопасности.

Нечеткая логическая модель включает в себя следующие блоки: входных и выходных данных; фаззификатор; систем нечеткого логического вывода; дефаззификатор.

Блок «Фаззификатор» ставит в соответствие числовым значениям переменных их функции принадлежности, которые являются эволюционно развитыми в связи с использованием генетических алгоритмов [19]. Этап определения функций принадлежности в любых нечетких моделях — один из самых сложных этапов, тем более в задачах высокого риска, связанного с возможной ошибкой экспертов. Поэтому изначально предполагается разбиение универсального множества, на котором определяется соответствующая характеристика, на равные отрезки по числу ее лингвистических значений. Генетический алгоритм обычно использует селекцию, скрещивание и мутацию. В данном случае совокупность функций принадлежности в виде единого генома эволюционирует, используя только мутации. Используемый алгоритм представляет собой $(\mu+\lambda)$ -эволюцию [20, 21]. При итерации такой эволюционной стратегии родители μ выбираются из текущей совокупности и используются для создания потомка λ . Из родителей и потомка $\mu+\lambda$ для следующего поколения сохраняется лучший родитель μ . Поскольку данная совокупность геномов функций принадлежности состоит из одного единого генома, то величина μ будет равна единице.

Для входных переменных предлагаются следующие лингвистические значения: (*VS*) — очень маленькое; (*S*) — маленькое; (*M*) — среднее; (*H*) — высокое; (*VH*) — очень высокое с функциями принадлежности:

$$\begin{aligned} \mu_{VS} &= (0; 0; 1; 0; 0,05); \\ \mu_S &= (0,15; 0,05; 0,25); \\ \mu_M &= (0,4; 0,25; 0,2); \\ \mu_H &= (0,6; 0,2; 0,2); \\ \mu_{VH} &= (0,8; 1; 0,2; 0). \end{aligned}$$

Параметры μ_{VS} и μ_S — абсциссы левой и правой вершин верхнего основания трапеции, которая является графиком функции принадлежности. Параметры μ_H и μ_{VH} — длины левого и правого крыльев трапеции. Если в скобках три параметра, то графиком функции принадлежности является треугольник, а первым параметром является абсцисса его вершины.

Для выходной переменной предлагаются следующие лингвистические значения: (*VL*) — очень низкая; (*L*) — низкая; (*M*) — умеренная; (*H*) — высокая; (*E*) — экстремальная с функциями принадлежности:

$$\begin{aligned} \mu_{VL} &= (0; 0,05; 0; 0,05); \\ \mu_L &= (0,1; 0,05; 0,25); \\ \mu_M &= (0,35; 0,25; 0,25); \\ \mu_H &= (0,6; 0,25; 0,25); \\ \mu_E &= (0,85; 1; 0,25; 0). \end{aligned}$$

После фаззификации данные поступают в систему нечеткого логического вывода. В этой системе содержатся $5^4 = 625$ нечетких правил типа: если код влажности очищенного горючего материала, код влажности лесной подстилки, код засушливого периода очень маленькие (*VS*), а индекс погоды, благоприятствующей возникновению лесных пожаров, — маленький (*S*), то категория пожароопасности — низкая (*L*). Правила представляются в следующем виде: $\{\{\{VS, VS, VS, S, L\}, \{VS, VS, S, S, M\}, \{VS, S, S, M, M\}, \{VS, S, M, H, H\}, \{S, S, M, H, H\}\}, \{\{VS, VS, S, S, L\}, \{VS, S, S, M, H\}, \{VS, S, M, M, H\}, \{S, M, M, M, H\}, \{S, M, M, H, H\}\}, \{\{VS, S, S, S, M\}, \{VS, S, M, M, H\}, \{S, M, M, M, H\}, \{S, M, M, H, H\}, \{M, M, H, VH, E\}\}, \{\{VS, S, S, M, M\}, \{S, S, M, H, H\}, \{S, M, M, H, H\}, \{M, H, H, H, H\}, \{H, H, H, VH, E\}\}, \{\{S, S, S, M, M\}, \{M, M, M, H, H\}, \{M, M, H, H, E\}, \{M, H, H, VH, E\}\}, \dots\}$.

В основе работы системы нечеткого логического вывода лежит алгоритм Мамдани [7], который позволяет определить функцию принадлежности выходной переменной. После этого найденная функция принадлежности поступает в дефаззификатор, где по известному правилу центра тяжести определяется ее числовое значение. Если, например, в дефаззификатор поступает функция $\mu(x)$, определенная на универсальном множестве U , то на выход из него выдается числовое значение

$$a = \frac{\int_U x\mu(x) dx}{\int_U \mu(x) dx}.$$

Полученное числовое значение принадлежит к одному из лингвистических значений выходной переменной Y — «категория пожароопасности» со степенью принадлежности $\beta > 0,5$, а к соседнему лингвистическому значению — со степенью принадлежности $1 - \beta$, что позволяет однозначно идентифицировать это числовое значение с лингвистическим значением со степенью принадлежности β , точнее, с одним из лингвистических значений: очень низкая, низкая, умеренная, высокая, экстремальная. Если числовое значение принадлежит двум соседним лингвистическим значениям с равными степенями принадлежности $\beta = 0,5$, то ситуация не позволяет однозначно идентифицировать это числовое значение с одним лингвистическим значением, поэтому с равными степенями уверенности указываются оба соседних лингвистических значения, а ситуация считается пограничной.

Предложенная нечеткая логическая модель оценки категории пожароопасности является частью многокомпонентной системы поддержки принятия решений для задач обнаружения и тушения лесных пожаров.

Выводы

Обоснован подход к решению задач лесопромышленного комплекса на основе аппарата мягких вычислений, не конкурирующий с классическим математическим аппаратом, а дополняющий и значительно расширяет его возможности в условиях неполной, неточной и нечеткой информации. Приводятся конкретные задачи, решения которых показывают преимущества аппарата мягких вычислений и их эффективность.

Построена нечеткая нейронная сеть для прогноза семеношения лесных культур в условиях техногенных ландшафтов. Создание семенной базы лесных пород, используемых для рекультивации техногенных ландшафтов, является крайне актуальной задачей.

Разработана модель рейтингового оценивания состояния зеленых насаждений в условиях больших городов, которая может с успехом применяться для программ сохранения этих насаждений и планов озеленения.

Описан нечеткий логический контроллер для контроля и прогноза поведения древесины в результате ее гидротермической обработки. Древесина имеет сложное строение, поэтому ее поведение в процессе гидротермической обработки достаточно сложно описать, используя матема-

тический аппарат на основе классической теории множеств. Однако это можно сделать, используя опыт экспертов и их знания, формализованные в виде системы правил, лежащей в основе нечеткого контроллера.

Для борьбы с лесными пожарами предлагается нечеткая модель для оценки категории пожароопасности. Предложенная модель как часть многокомпонентной системы поддержки принятия решений для задач обнаружения и тушения лесных пожаров позволит адекватно оценить реальную ситуацию и применить защитные меры в целях предотвращения экологических катастроф.

Разработанные модели характеризуются высокой степенью устойчивости результатов обработки полученных данных, которая достигается за счет корректного представления (формализации) разнородной информации, а также вследствие использования методов обработки данных, сочетающих в своей основе несколько теорий учета и обработки разных типов неопределенности. Интеллектуальность анализа этой информации достигается применением логических построений, формализующих мыслительную работу экспертов. Самонастройка выводов поддерживается самообучением системы на основе апостериорных статистических и экспертных данных.

Список литературы

- [1] Zadeh L.A. Fuzzy logic and approximate reasoning // *Synthese*, 1975, v. 80, pp. 407–428.
- [2] Заде Л.А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. М.: Мир, 1976. 165 с.
- [3] Zadeh L.A. A note on Z-numbers // *Inf. Sci.*, 2011, no. 181, pp. 2923–2932.
- [4] Poleshchuk O., Komarov E. Expert Fuzzy Information Processing // *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 2011, v. 268, pp. 1–239.
- [5] Jang J.S. R. ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993, v. 23, no. 3, pp. 665–685.
- [6] Jang J.S. R., Sun C.T. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence // *IEEE Transactions On Automatic Control*, 1997, v. 42, no. 10, pp. 1482–1484.
- [7] Lin C.T., Lee C.S. Neural Network based Fuzzy Logic Control and Decision System // *IEEE Transactions on Comput.*, 1991, v. 40, no. 12, pp. 1320–1336.
- [8] Poleshchuk O., Komarov E. A nonlinear hybrid fuzzy least-squares regression model // *Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society, NAFIPS'2011*, 2011. DOI: 10.1109/NAFIPS.2011.5751909.
- [9] Poleshchuk O., Komarov E. The determination of rating points of objects with qualitative characteristics and their usage in decision making problems // *International J. of Computational and Mathematical Sciences*, 2009, v. 3, no. 7, pp. 360–364.
- [10] Мартыненко О.В., Карминов В.Н., Васильев С.Б. Мелиоративный эффект от внесения глауконитовых песков при лесной рекультивации отвалов Егорьевского месторождения фосфоритов // *Лесоведение*, 2017. № 5. С. 66–72.
- [11] Полещук О.М., Васильев С.Б. Нейронечеткая модель для прогноза семеношения лесных культур в условиях техногенных ландшафтов // *Лесной вестник. Forestry Bulletin*, 2018. Т. 22, № 1. С. 31–35.
- [12] Мозолева Е.Г. Мониторинг состояния зеленых насаждений и городских лесов Москвы. Методы оценки состояния деревьев и насаждений // *Экология большого города*, 1997. Вып. 2. С. 16–59.
- [13] Расев А.И. Гидротермическая обработка и консервирование древесины : учеб. пособие. М.: Форум, 2010. 416 с.
- [14] Mazela B., Zakrzewski R., Kowiak, G.W., Cofta G., Bartkowiak M. Resistance of thermally modified wood to basidiomycetes // *Wood Technology*, 2004. v. 7 (1), pp. 253–262.
- [15] Poleshchuk O. M. Creation of linguistic scales for expert evaluation of parameters of complex objects based on semantic scopes // *International Russian Automation Conference (RusAutoCon -2018)*, 2018, pp. 1–6. URL: <http://rusautocon.org/programme2018-rus.html> (дата обращения 18.12.2018).
- [16] Taylor S.W., Alexander M.E. Science, technology, and human factors in fire danger rating // *International J. of Wildland Fire*, 2006, v. 15, pp. 121–135.
- [17] Bernabeu P., Vergara L., Bosh I., Igual J. A prediction/detection scheme for automatic forest fire surveillance // *Digital Signal Processing*, 2004, v. 14, pp. 481–507.
- [18] Satoh K., Weiguo S., Yang K.T. A study of forest fire danger prediction system // *Proceedings of the 15th International Workshop on Database and Expert Systems Applications*, 2004, pp. 1529–1534.
- [19] Bodenhofer U. Genetic algorithms: Theory and applications. Lecture notes third edition – 2003. URL: <http://www.flll.jku.at/teaching/Ga/GA-Notes.pdf>. (дата обращения 18.12.2018).
- [20] Mendes R.R., Voznika F.D., Freitas, A.A., Nievola J.C. Discovering fuzzy classification rules with genetic programming and co-evolution // *Proceedings of the 5th European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery*, 2001, pp. 314–325.
- [21] Beyer H., Schwefel H. Evolution Strategies – A comprehensive introduction. *Natural computing // International Journal*, 2002, v. 1, no. 1, pp. 3–52.

Сведения об авторе

Полещук Ольга Митрофановна — д-р техн. наук, профессор, зав. кафедрой высшей математики и физики МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), poleshchuk@mgul.ac.ru

Поступила в редакцию 04.07.2019.

Принята к публикации 24.08.2019.

APPLICATION OF SOFT COMPUTING TO SOLVE ISSUES OF TIMBER INDUSTRY COMPLEX

O.M. Poleshchuk

BMSTU (Mytishchi branch), 1, 1st Institutskaya st., 141005, Mytishchi, Moscow reg., Russia
poleshchuk@mgul.ac.ru

The paper substantiates the approach to solving problems of the timber industry complex on the basis of soft computing. Soft computing includes fuzzy set theory, fuzzy logic, fuzzy neural networks, and genetic algorithms. The proposed approach is objectively necessary because it complements the classical mathematical apparatus in the context of incomplete and inaccurate information and significantly expands its capabilities when taking into account the uncertainty of different types. The basic concepts are given, the efficiency of soft calculations for actual practical problems is shown. A fuzzy neural network was built to predict the seed production of forest crops in the conditions of man-made landscapes. A model of rating assessment of the state of plant species in urban environment has been developed. To control and predict the behavior of wood as a result of its hydrothermal processing, a fuzzy logic controller is described. To combat forest fires, a fuzzy logical model of fire risk assessment is proposed.

Keywords: soft computing, linguistic variable, fuzzy logic, fuzzy neural networks.

Suggested citation: Poleshchuk O.M. *Primenenie apparata myagkikh vychisleniy dlya resheniya zadach lesopromyshlennogo kompleksa* [Application of soft computing to solve issues of timber industry complex]. *Lesnoy vestnik / Forestry Bulletin*, 2019, vol. 23, no. 5, pp. 126–137. DOI: 10.18698/2542-1468-2019-5-126-137

References

- [1] Zadeh L.A. Fuzzy logic and approximate reasoning. *Synthese*, 1975, v. 80, pp. 407–428.
- [2] Zade L.A. *Ponyatie lingvisticheskoy peremennoy i ego primeneniye k prinyatiyu priblizitel'nykh resheniy* [Concept of a linguistic variable and its application to adoption of approximate decisions]. Moscow: Mir, 1976, 165 p.
- [3] Zadeh L.A. A note on Z-numbers. *Inf. Sci.*, 2011, no. 181, pp. 2923–2932.
- [4] Poleshchuk O., Komarov E. Expert Fuzzy Information Processing. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 2011, v. 268, pp. 1–239.
- [5] Jang J.S. R. ANFIS: Adaptive-Neural-network-based Fuzzy Inference Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993, v. 23, no. 3, pp. 665–685.
- [6] Jang J.S. R., Sun C.T. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1997, v. 42, no. 10, pp. 1482–1484.
- [7] Lin C.T., Lee C.S. Neural Network based Fuzzy Logic Control and Decision System. *IEEE Transactions on Comput.*, 1991, v. 40, no. 12, pp. 1320–1336.
- [8] Poleshchuk O., Komarov E. A nonlinear hybrid fuzzy least-squares regression model. Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society, NAFIPS'2011, 2011. DOI: 10.1109/NAFIPS.2011.5751909.
- [9] Poleshchuk O., Komarov E. The determination of rating points of objects with qualitative characteristics and their usage in decision making problems. *International J. of Computational and Mathematical Sciences*, 2009, v. 3, no. 7, pp. 360–364.
- [10] Martynenko O.V., Karminov V.N., Vasil'ev S.B. *Meliorativnyy effekt ot vneseniya glaukonitovykh peskov pri lesnoy rekul'tivatsii otvalov Egor'evskogo mestorozhdeniya fosforitov* [The ameliorative effect of the introduction of glauconitic sands in the forest reclamation dumps Egor'evskogo phosphate deposits]. *Lesovedenie*, 2017, no. 5, pp. 66–72.
- [11] Poleshchuk O.M., Vasilyev S.B. Neuroneous model for forecasting seed crops of forest crops in conditions of man-made landscapes [Neuroncellular model for forecasting seed crops of forest crops in conditions of man-made landscapes]. *Lesnoy vestnik / Forestry Bulletin*, 2018, v. 22, no. 1, pp. 31–35.
- [12] Mozolevskaya E.G. *Monitoring sostoyaniya zelenykh nasazhdeniy i gorodskikh lesov Moskvy. Metody otsenki sostoyaniya derev'ev i nasazhdeniy* [Monitoring the state of greenery and urban forests of Moscow. Methods for assessing the state of trees and plantations]. *Ekologiya bol'shogo goroda* [Ecology of a big city], 1997, pp. 16–59.
- [13] Rasev A.I. *Gidrotermicheskaya obrabotka i konservirovanie drevesiny* [Hydrothermal treatment and wood canning]. Moscow: Forum, 2010, 416 p.
- [14] Mazela B., Zakrzewski R., Kowiak, G.W., Cofta G., Bartkowiak M. Resistance of thermally modified wood to basidiomycetes. *Wood Technology*, 2004, v. 7 (1), pp. 253–262.
- [15] Poleshchuk O.M. Creation of linguistic scales for expert evaluation of parameters of complex objects based on semantic scopes. International Russian Automation Conference (RusAutoCon – 2018), 2018, pp. 1–6. Available at: <http://rusautocon.org/programme2018-rus.html> (accessed 18.12.2018).
- [16] Taylor S.W., Alexander M.E. Science, technology, and human factors in fire danger rating. *International J. of Wildland Fire*, 2006, v. 15, pp. 121–135.
- [17] Bernabeu P., Vergara L., Bosh I., Igual J. A prediction/detection scheme for automatic forest fire surveillance. *Digital Signal Processing*, 2004, v. 14, pp. 481–507.
- [18] Satoh K., Weiguo S., Yang K.T. A study of forest fire danger prediction system. *Proceedings of the 15th International Workshop on Database and Expert Systems Applications*, 2004, pp. 1529–1534.
- [19] Bodenhofer U. Genetic algorithms: Theory and applications. Lecture notes third edition – 2003. Available at: <http://www.flll.jku.at/teaching/Ga/GA-Notes.pdf>. (accessed 18.12.2018).
- [20] Mendes R.R., Voznika F.D., Freitas, A.A., Nievola J.C. Discovering fuzzy classification rules with genetic programming and co-evolution. *Proceedings of the 5th European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery*, 2001, pp. 314–325.
- [21] Beyer H., Schwefel H. Evolution Strategies – A comprehensive introduction. *Natural computing. International Journal*, 2002, v. 1, no. 1, pp. 3–52.

Author's information

Poleshchuk Ol'ga Mitrofanovna — Dr. Sci. (Tech.), Professor, Head of Higher Mathematics and Physics Department of BMSTU (Mytishchi branch), poleshchuk@mgul.ac.ru

Received 04.07.2019.

Accepted for publication 24.08.2019.