

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра теоретических основ
компьютерной безопасности и
криптографии

Нейро-нечеткие системы

РЕФЕРАТ

студента 4 курса 531 группы

специальности 10.05.01 Компьютерная безопасность

факультета компьютерных наук и информационных технологий

Шашкова Николая Владимировича

Проверил

доцент

И. И. Слеповичев

подпись, дата

Саратов 2024

СОДЕРЖАНИЕ

СОДЕРЖАНИЕ	2
ВВЕДЕНИЕ	3
1 Основная информация о нечеткой логике	4
1.1 Основные определения	4
1.2 Операции и отношения между нечеткими множествами	5
1.3 Лингвистические и нечеткие переменные	6
1.4 Нечеткие числа	7
1.5 Алгоритмы нечеткого вывода	7
1.5.1 Алгоритм Мамдини	8
1.5.2 Алгоритм Ларсена	8
1.5.3 Алгоритм Сукамото	9
1.5.4 Алгоритм Такаги – Сугено	10
2 Нейро-нечеткие системы	11
2.2 NEFCON	12
2.3 NEFCLASS	13
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	15
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	16

ВВЕДЕНИЕ

В современном мире всё в большие сферы жизни человека проникает использование нейронных сетей. Качество информации возвращаемой нейронными сетями улучшается, но стоит отметить, что нейронные сети, построенные как многослойные персептроны, плохо справляются с неполной информацией, а также имеют трудности с интерпретацией результатов.

С другой стороны, присутствуют нечеткие системы, которые способны решать задачи в условиях неполной информации, но сложны в подборе параметров. В рамках данной работы стоит цель изучить объединение моделей нейронных сетей и систем нечеткой логики в нейро-нечеткие системы.

Для достижения данной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Изучить основы теории нечетких множеств на которых строятся модели нечетких систем
2. Изучить наиболее известных представителей нейро-нечетких систем

1 Основная информация о нечеткой логике

1.1 Основные определения

Понятие нечеткой логики было введено Лотфи Заде в 1965 году.

Нечёткая логика – раздел математики, обобщающий классическую логику и теорию множеств, базирующееся на определении нечёткого множества [2].

Подход к формализации нечеткого множества состоит в обобщении понятия принадлежности. В теории классических множеств одним из способов задания множества является задания с помощью характеристической функции следующим образом:

$$\chi(x) = \begin{cases} 1, x \in A \\ 0, x \notin A \end{cases}$$

Особенностью данной функции является её бинарность.

В рамках нечеткой логики характеристическая функция $\mu_A(x)$ может принимать не значения из промежутка $[0,1]$ и задаёт степень принадлежности x множеству A

Под нечетким множеством A будем понимать совокупность упорядоченных пар, составных элементов из универсального множества X и соответствующих степеней принадлежности $\mu_A(x)$:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$$

Таким образом определение нечеткого множества можно объяснить следующим образом: величина $\mu_A(x)$ отражает оценку принадлежности x множеству A .

Нечеткое множество A называется нормальным, если в нём есть хотя бы один элемент универсального множества, со степенью принадлежности равным 1. Т.е. $\exists x \in X: \mu_A(x) = 1$, в противном случае множество A называется субнормальным[3].

Всякое субнормальное множество A может быть приведено к виду нормального множества A' с помощью операции нормирования, которая задается следующим образом:

$$\forall x \in X: \mu_{A'}(x) = \frac{\mu_A(x)}{\max_x \mu_A(x)}$$

Носителем или суппортом нечеткого множества $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$ называется такое множество $\text{supp}(A)$, которое состоит только из таких элементов универсального множества X , для которых выполняется условие $\mu_A(x) > 0$. Т.е. $\text{supp}(A) = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X, \mu_A(x) > 0\}$

Для $\forall \alpha \in (0, 1]$ множеством α -уровня или α -срезом нечеткого множества A называется четкое множество A_α которое состоит только из таких элементов универсального множества X для которых выполняется условие $\mu_A(x) > \alpha$.

1.2 Операции и отношения между нечеткими множествами

Операции над нечеткими множествами определяются следующим образом:

Дополнением нечеткого множества $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$ назовём множество $\bar{A} = \{(x, 1 - \mu_A(x)) | x \in X\}$ [3].

Объединением нечетких множеств $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$ и $B = \{(x, \mu_B(x)) | x \in X\}$ назовём множество $A \cup B = \{(x, \max[\mu_A(x), \mu_B(x)]) | x \in X\}$ [3].

Пересечением нечетких множеств $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$ и $B = \{(x, \mu_B(x)) | x \in X\}$ назовём множество $A \cap B = \{(x, \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]) | x \in X\}$ [3].

Разностью нечетких множеств $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$ и $B = \{(x, \mu_B(x)) | x \in X\}$ назовём множество $A \setminus B = \{(x, \min[\mu_A(x), \mu_{\bar{B}}(x)]) | x \in X\}$ [3].

Симметрической разностью нечетких множеств $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$ и $B = \{(x, \mu_B(x)) | x \in X\}$ назовём множество $A + B = \{(x, \max[\min[\mu_A(x), \mu_{\bar{B}}(x)], \min[\mu_B(x), \mu_{\bar{A}}(x)]) | x \in X\}$ [3].

Говорят что множество $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$ включено в множество $B = \{(x, \mu_B(x)) | x \in X\}$ тогда и только тогда, когда для $\forall x \in X: \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$.

Декартовым произведением множеств $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X_A\}$ и $B = \{(x, \mu_B(x)) | x \in X_B\}$ называется новое множество $A \cdot B$ элементами

которого будут все возможные упорядоченные пары составленные из элементов этих множеств, т.е. $A \cdot B = \{(a, b) | a \in A, b \in B\}$

Заметим, что в рамках данных определений $A \cup \bar{A} \subseteq X$, а также что $A \cap \bar{A} \supseteq \emptyset$ [3].

Треугольной t-нормой называется ассоциативная, коммутативная двухмерная функция $T: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ удовлетворяющая условиям:

1. На границе $[0,1]$ выполняется

$$T(x, 0) = T(0, x) = 0, T(1, x) = T(x, 1) = 1$$

2. Не убывает в любой точке

$$T(x_1, y_1) \leq T(x_2, y_2) \text{ когда } x_1 \leq x_2, y_1 \leq y_2$$

3. Коммутативна

$$T(x, y) = T(y, x)$$

4. Ассоциативна

$$T(T(x, y), z) = T(x, T(y, z))$$

Треугольной t-нормой называется ассоциативная, коммутативная двухмерная функция $S: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ удовлетворяющая условиям:

1. На границе $[0,1]$ выполняется

$$S(x, 0) = S(0, x) = x, S(1, x) = S(x, 1) = 1$$

2. Не убывает в любой точке

$$S(x_1, y_1) \leq S(x_2, y_2) \text{ когда } x_1 \leq x_2, y_1 \leq y_2$$

3. Коммутативна

$$S(x, y) = S(y, x)$$

4. Ассоциативна

$$S(S(x, y), z) = S(x, S(y, z))$$

1.3 Лингвистические и нечеткие переменные

Под лингвистической переменной понимаем переменную, значениями которой являются слова или предложения естественного, или искусственного языка [4].

В математическом смысле лингвистическая переменная может быть записана как набор (L, T, X, G, M) где:

L – наименование лингвистической переменной

T – множество значений лингвистической переменной

X – область определения (универсальное множество)

G – совокупность правил позволяющих оперировать элементами T

M – правило сопоставления значению X его лингвистического значения

Под нечеткой переменной понимают набор (L, X, A) где:

L – наименование нечеткой переменной

X – область определения (универсальное множество)

A – нечеткое множество на X

1.4 Нечеткие числа

Нечетким числом называется множество A вида $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in R\}$ где R – множество действительных чисел, а $\mu_A(x)$ нормальная непрерывная выпуклая функция принадлежности

Для нечетких чисел арифметические операции вводятся арифметические операции следующим образом:

$$C = A + B \leftrightarrow \mu_C(z) = \sup_{z=x+y} (\mu_A(x) \wedge \mu_B(y))$$

$$C = A - B \leftrightarrow \mu_C(z) = \sup_{z=x-y} (\mu_A(x) \wedge \mu_B(y))$$

$$C = A * B \leftrightarrow \mu_C(z) = \sup_{z=x*y} (\mu_A(x) \wedge \mu_B(y))$$

$$C = A/B \leftrightarrow \mu_C(z) = \sup_{z=x/y} (\mu_A(x) \wedge \mu_B(y))$$

1.5 Алгоритмы нечеткого вывода

Построение заключения в системах нечеткого вывода базируется на разделении процесса вывода на ряд последовательных этапов:

1. Формирование базы знаний

База знаний – множество согласованных, непротиворечивых правил, причём данное множество должно быть полным и не избыточным.

2. Фаззификация

Процесс представления чётких исходных данных в форме нечетких величин

3. Формирование заключений по каждому правилу

4. Формирование заключений

Агрегация среднего значения выходов

5. Дефаззификация

Перевод нечеткого результата в чёткий ответ алгоритма

Среди методов дефаззификации выделяют:

Метод центра площади

Метод центра тяжести

1.5.1 Алгоритм Мамдини

База знаний имеет вид:

R_1 : если $y_1 = A_{11}$ и ... и $y_m = A_{m1}$ то $z = C_1$

R_2 : если $y_1 = A_{12}$ и ... и $y_m = A_{m2}$ то $z = C_2$

...

R_n : если $y_1 = A_{1k}$ и ... и $y_m = A_{mk}$ то $z = C_n$

Фаззификация:

Проверяется истинность отдельных условий в условной части правила

Формирование выводов по каждому правилу происходит по формулам:

$$\alpha_i = \min(\mu_{A_{1i}}(y_1), \dots, \mu_{A_{ki}}(y_k))$$

$$\mu_{R_i}(z) = \min(\alpha_i, \mu_{C_i}(z))$$

Формирование нечеткого заключение получается по формуле

$$z = \max[\mu_{R_i}]$$

Дефаззификация может выполняться по любому из известных методов, в зависимости от семантики задачи.

1.5.2 Алгоритм Ларсена

База знаний имеет вид:

R_1 : если $y_1 = A_{11}$ и ... и $y_m = A_{m1}$ то $z = C_1$

R_2 : если $y_1 = A_{12}$ и ... и $y_m = A_{m2}$ то $z = C_2$

...

R_n : если $y_1 = A_{1k}$ и ... и $y_m = A_{mk}$ то $z = C_n$

Фаззификация:

Проверяется истинность отдельных условий в условной части правила

Формирование выводов по каждому правилу происходит по формулам:

$$\alpha_i = \min(\mu_{A_{1i}}(y_1), \dots, \mu_{A_{ki}}(y_k))$$

$$\mu_{R_i}(z) = \alpha_i * \mu_{C_i}(z)$$

Формирование нечеткого заключения получается по формуле

$$z = \max[\mu_{R_i}]$$

Дефаззификация может выполняться по любому из известных методов, в зависимости от семантики задачи.

1.5.3 Алгоритм Сукамото

База знаний имеет вид:

R_1 : если $y_1 = A_{11}$ и ... и $y_m = A_{m1}$ то $z = C_1$

R_2 : если $y_1 = A_{12}$ и ... и $y_m = A_{m2}$ то $z = C_2$

...

R_n : если $y_1 = A_{1k}$ и ... и $y_m = A_{mk}$ то $z = C_n$

Фаззификация:

Проверяется истинность отдельных условий в условной части правила

Формирование выводов по каждому правилу происходит по формулам:

$$\alpha_i = \min(\mu_{A_{1i}}(y_1), \dots, \mu_{A_{ki}}(y_k))$$

$$\mu_{R_i}(z) = \alpha_i * \mu_{C_i}(z)$$

Теперь каждый нечеткий вывод по правилу дефаззифицируется, обозначим результат дефаззификации вывода i -го правила символом z_i

Формирование вывода осуществляется по формуле

$$z = \frac{\sum_i \alpha_i * z_i}{\sum_i \alpha_i}$$

1.5.4 Алгоритм Такаги – Сугено

База знаний имеет вид:

$$R_1: \text{если } y_1 = A_{11} \text{ и } \dots \text{ и } y_m = A_{m1} \text{ то } z = a_{11}y_1 + \dots + a_{k1}y_k$$

$$R_2: \text{если } y_1 = A_{12} \text{ и } \dots \text{ и } y_m = A_{m2} \text{ то } z = a_{12}y_1 + \dots + a_{k2}y_k$$

...

$$R_n: \text{если } y_1 = A_{1n} \text{ и } \dots \text{ и } y_m = A_{mn} \text{ то } z = a_{1n}y_1 + \dots + a_{kn}y_k$$

Фаззификация:

Проверяется истинность отдельных условий в условной части правила

Формирование выводов по каждому правилу происходит по формулам:

$$\alpha_i = \min(\mu_{A_{1i}}(y_1), \dots, \mu_{A_{ki}}(y_k))$$

$$z_i^* = a_{1i}y_1 + \dots + a_{ki}y_k$$

Формирование вывода осуществляется по формуле

$$z = \frac{\sum_i \alpha_i * z_i^*}{\sum_i \alpha_i}$$

Математический аппарат нечеткой логики способен достаточно эффективно решать класс задач, в которых решающие устройства работают с неточными или неполными данными. Однако, как видно из описанных алгоритмов, подобные устройства требуют весьма сложной настройки параметров, чтобы обеспечить корректный, практически применимый, желаемый результат.

2 Нейро-нечеткие системы

Нечеткие системы очень интерпретируемы и способны моделировать человеческие знания, однако основным их недостатком является необходимость привлечения экспертов исследуемой области для формирования правил и функций принадлежности, вследствие чего было решено совместить нечеткие системы с нейронными сетями, обладающими хорошими обучающими возможностями, но которым не хватает способности к интерпретации [7].

Нейро-нечеткими системами(ННС) будем называть гибридные системы, которые в качестве базовой системы используют нейронные сети, интерпретируемые как системы нечеткого ввода.

Нечеткой нейронной сетью назовём нейронную сеть с чётким входом и выходом в множестве $[0,1]$ в которой присутствуют элементы вычисляющие значения операций нечеткой логики. Такие элементы назовём нечеткие нейроны.

И-нейроном(И-нечеткий нейрон) назовём нейрон, в котором умножение веса w на вход x моделируется конормой $S(w, x)$, а сложение нормой $T(w, x)$. Для двух входного нейрона справедлива формула [6]:

$$Y = T(S(w_1, x_1), S(w_2, x_2))$$

ИЛИ-нейроном(ИЛИ-нечеткий нейрон) назовём нейрон, в котором умножение веса w на вход x моделируется нормой $T(w, x)$, а сложение конормой $S(w, x)$. Для двух входного нейрона справедлива формула [6]:

$$Y = S(T(w_1, x_1), T(w_2, x_2))$$

В различных источниках могут также определяться дополнительные основные виды нечетких нейронов.

Нейро-нечеткие системы хорошо показывают себя в условиях нехватки и неполноты информации. А также в рамках анализа сложных систем [8].

2.1 ANFIS

ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) – искусственная нейронная сеть основанная на нечеткой системе вывода Такеги-Сугено.

Метод разработан в начале 1990-х годов

Метод обладает следующими преимуществами [10]:

1. оптимизирует нечеткие правила для описания поведения сложной системы;
2. не требует наличия предварительного опыта у человека;
3. обладает простотой в реализации;
4. обеспечивает быстрое и точное обучение;
5. создает более широкий выбор функций принадлежности для использования;
6. обладает сильными способностями к обобщению;
7. является отличным инструментом объяснения с помощью нечетких правил;
8. позволяет легко использовать как лингвистические, так и численные выражения для решения задач.

Недостатками ANFIS является [12]:

1. Интерпретируема сложнее чем системы системы, построенные на правиле вывода Мамдини.

ANFIS представляет собой пятиуровневую модель, где [10]

Уровень 1 – входной уровень. В этом уровне четкие входные данные преобразуются в нечеткие с помощью функций принадлежности

Уровень 2 – нейроны на этом уровне определяют веса каждого правила базы правил

Уровень 3 – применяет нечеткие правила к преобразованным ранее входным данным

Уровень 4 – входной уровень принадлежности

Уровень 5 – уровень дефаззификации

2.2 NEFCON

NEFCON (Neuro-Fuzzy Control) – трёхуровневая нейро-нечеткая система построенная на модели Мамдини соответствующая следующим правилам [12]:

1. Вход обозначен как ξ_1, \dots, ξ_n , скрытые правила обозначены как R_1, \dots, R_k , единственный выход обозначен как η
2. Каждое соединение между ξ_i и R_r отмечено лингвистическим термом $A_{j_r}^{(i)}$ где $j_r \in \{1, \dots, p_i\}$
3. Каждое соединение между R_r и η отмечено лингвистическим термом B_{j_r} где $j_r \in \{1, \dots, q\}$
4. Соединения исходящие из одного и того же ξ_i и имеющие одинаковые метки всегда имеют одинаковый нечеткий вес. Такие связи называются именными связями. Аналогичное условие выполняется для связей, ведущих к выходному блоку η
5. Объявим $L_{\xi R}$ обозначающее метку соединения между входным блоком ξ и правилом R для всех блоков правил R и R'

$$(\forall \xi L_{\xi R} = L_{\xi R'}) \rightarrow R = R'$$

NEFCON использует для обучения метод обратного распространения ошибок.

Преимуществами NEFCON является высокая интерактивность, возможность задавать значение ошибки обучения и оптимизировать набор правил.

Однако NEFCON плохо подходит для задач классификации и более ориентирована на задачи анализа данных.

2.3 NEFCLASS

NEFCLASS (Neuro-Fuzzy approach for the Classification of data) – трёхуровневая нейро-нечеткая система для классификации данных [13].

Первый слой содержит входные нейроны, в которые подаются входные образцы. Активация нейрона как правило не изменяет входное значение.

Скрытый слой содержит нечеткие правила и третий слой состоит из выходных нейронов каждого класса.

База правил представляет собой аппроксимацию неизвестной функции и описывает классификационную задачу, где $\varphi(x) = (C_1, \dots, C_m)$ такая что $C_i = 1, C_j = 0$ для $1 \leq j \leq m, j \neq i$ и x принадлежит классу C_i

Каждое нечеткое множество маркируется лингвистическим термом, таким как «большой», «маленький», «средний» и т.д.

Нечеткие множества и лингвистические правила определяют результат системы NEFClass.

Стоит отметить, что несмотря на то, что NEFClass задумывалась как нейро-нечеткая система классификации. В некоторых случаях она может проигрывать в качестве ответа системам ANFIS [9]

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках реферата были изучены основные математические понятия, которые легли в основу теории нечеткой логики, а также основные модели получения выводов на основе нечеткой логики. Можно сделать вывод что системы нечеткой логики способны давать ответы высокой степени верности в случае если параметры такой системы качественно подобраны. Основная проблема таких моделей заключается в сложности установки параметров, а также необходимости привлекать экспертов в области, для которой проектируется система для того, чтобы гибко настроить параметры системы.

Нейро-нечеткие системы позволяют уйти от недостатка систем нечеткой логики, связанной с подбором параметров ввиду возможности обучения таких систем.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. What is a neural network? [Электронный ресурс] // IBM [Электронный ресурс] : поставщик аппаратного и программного обеспечения, а также IT-сервисов и консалтинговых услуг – URL: https://www.ibm.com/think/topics/neural-networks?mhsrc=ibmsearch_a&mhq=neural%20network (Дата обращения: 19.12.2024). – Загл. с экрана. – Яз. англ.
2. Zadeh, L. A. Fuzzy Sets / L. A. Zadeh // Information and Control. – 1965. – vol 8, № 3. – С. 338-353
3. Лисицына, Л. С. Основы теории нечетких множеств : учебно-методическое пособие / Л. С. Лисицына – СПб : Университет ИТМО, 2020. – 74 с.
4. Заде, Л. А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л.А. Заде: пер. с англ. – М.: Мир, 1976. – 165 с.
5. Чернов, В. Г. Нечеткие множества. Основы теории и применения : учеб. пособие / В. Г. Чернов ; Владим. гос. ун-т им. А. Г. и Н. Г. Столетовых. – Владимир : Изд-во ВлГУ, 2018. – 156 с.
6. Ярушкина, Н. Г. Нечеткие нейронные сети в когнитивном моделировании и традиционных задачах искусственного интеллекта / Н. Г. Ярушкина // Лекция научной школы «Нейроинформатика–2005». – М. МИФИ, 2005 – С. 166-212
7. Грищенко, И.А. Исследование влияния формы входных функций принадлежности на результат работы системы нейро-нечеткого вывода ANFIS / И.А. Грищенко, В.И. Иванчура // Роль технических наук в развитии общества Сборник материалов Международной научно-практической конференции. Западно-Сибирский научный центр; Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева. 2015. – Кемерово: Издатель Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, 2015. – С. 25-29.

8. Кузькин, А. А. Оценивание показателей эффективности и результативности ИТ-процессов с использованием гибридных нейро-нечетких сетей / А. А. Кузькин // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» [Электронный ресурс] : журнал открытого доступа. – Москва, 2014. – URL <https://naukovedenie.ru/PDF/57TVN114.pdf> (Дата обращения: 19.12.2024) – Загл. с экрана. – Яз. рус.
9. Шеломенцева, И. Г. Результаты применения систем нейро-нечеткой классификации к задаче распознавания изображений анализа мокроты, окрашенных по методу Циля – Нильсена / И. Г. Шеломенцева, С. В. Ченцев, А. Н. Наркевич // Научный журнал «Современные наукоемкие технологии» [Электронный ресурс] : научный журнал. – Москва, 2019. – URL <https://top-technologies.ru/ru/article/view?id=37526> (Дата обращения: 19.12.2024) – Загл. с экрана. – Яз. рус.
10. Болгов, А. А. Оценка риска с использованием адаптивной нейро-нечеткой системы вывода / А. А. Болгов // Информация и безопасность [Электронный ресурс] : научный журнал. – Воронеж, 2022. – URL https://cchgeu.ru/science/nauchnye-izdaniya/nauchnyy-zhurnal-informatsiya-i-bezopasnost/texts_of_articles/2022/vypusk_4/%D0%98%D0%B8%D0%91%202022%2025%204-6.pdf?ysclid=m5azvy5yzn528082941 (Дата обращения: 19.12.2024) – Загл. с экрана. – Яз. рус.
11. Neuro-Fuzzy Control Based on the NEFCON-Model Recent Developments [Электронный ресурс] // researchgate [Электронный ресурс] : научно-информационная социальная сеть и средство сотрудничества учёных всех научных дисциплин – URL: https://www.researchgate.net/publication/220176675_Neuro-fuzzy_control_based_on_the_NEFCON-model_Recent_developments (Дата обращения: 19.12.2024). – Загл. с экрана. – Яз. англ.
12. NEFCON-I: An X-Window Based Simulator for Neural Fuzzy Controllers [Электронный ресурс] // researchgate [Электронный ресурс] : научно-

информационная социальная сеть и средство сотрудничества учёных
всех научных дисциплин – URL:
[https://www.researchgate.net/publication/3595351_NEFCON-I_an_X-
Window_based_simulator_for_neural_fuzzy_controllers](https://www.researchgate.net/publication/3595351_NEFCON-I_an_X-Window_based_simulator_for_neural_fuzzy_controllers) (Дата обращения:
19.12.2024). – Загл. с экрана. – Яз. англ.

- 13.NEFCLASS – A NEURO-FUZZY APPROACH FOR THE
CLASSIFICATION OF DATA [Электронный ресурс] // researchgate
[Электронный ресурс] : научно-информационная социальная сеть и
средство сотрудничества учёных всех научных дисциплин – URL:
[https://www.researchgate.net/publication/221000724_NEFCLASS_-
_a_neuro-fuzzy_approach_for_the_classification_of_data](https://www.researchgate.net/publication/221000724_NEFCLASS_-_a_neuro-fuzzy_approach_for_the_classification_of_data) (Дата обращения:
19.12.2024). – Загл. с экрана. – Яз. англ.