

---

---

# МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, КОМПЬЮТЕРНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ТЕОРИИ УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫХ ПРОЦЕССОВ

---

---

## ОСОБЕННОСТИ МОДЕЛИРОВАНИЯ ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ

**А.Ю. Лабинский, кандидат технических наук, доцент.  
Санкт-Петербургский университет ГПС МЧС России**

Рассмотрены особенности использования нейронных сетей для моделирования функций принадлежности четкого и нечеткого типа. Представлены результаты моделирования как четких, так и нечетких унифицированных и общего вида функций принадлежности.

*Ключевые слова:* искусственная нейронная сеть, функции принадлежности, нечеткие множества, математическая модель

## THE SPECIAL FEATURE OF EMPLOYMENT THE NEURAL NETWORK FOR MEMBERSHIP FUNCTION SIMULATION

A.Yu. Labinskiy. Saint-Petersburg university of State fire service of EMERCOM of Russia

This article presents the special feature of employment the neural network for membership function simulation. Present the result of simulation primary and secondary membership function.

*Keywords:* synthetic neural networks, membership function, fuzzy sets, mathematical model

Функция является специальным типом двоичных отношений между множествами аргументов и значений функции. Двоичное отношение может быть задано как оргграф или матрица. Матрица отношений может быть смоделирована с помощью нейронной сети.

Функцией принадлежности (ФП) называется функция  $\mu_A(x)$ , которая любое входное значение  $x$  связывает со степенью его принадлежности к нечеткому множеству  $A$ . Значение степени принадлежности находится в интервале  $[0; 1]$ .

В нечеткой логике нечеткое множество определяется при помощи ФП, а в классической логике понятие ФП соответствует понятию «характеристическая функция» [1].

Для практического использования обычно применяются такие ФП, которые могут быть аналитически представлены в виде некоторой простой математической функции. Такое представление ФП упрощает численные расчеты и сокращает объем памяти, необходимый для хранения отдельных значений таких ФП. Их можно условно разделить на линейные и нелинейные, четкие и нечеткие, одномерные и многомерные [2].

К линейным четким ФП, состоящим из отрезков прямых линий, относятся линейная Z-образная, треугольная, трапециевидная и линейная S-образная функции, представленные на рис. 1.

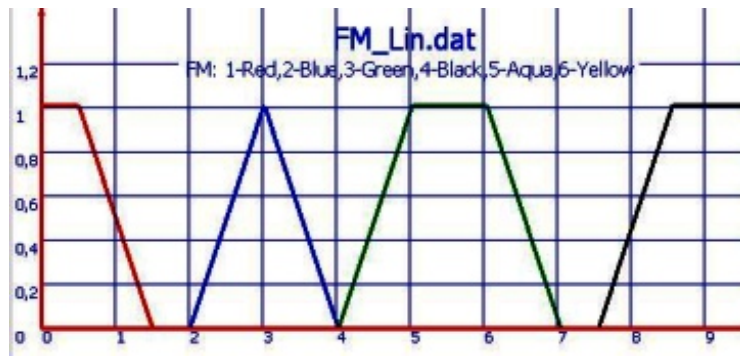


Рис. 1. Четкие линейные ФП

К нелинейным четким ФП относятся Z-образная, П-образная (колоколообразная) функция, функция Гаусса, сигмоидальная и S-образная функции, представленные на рис. 2.

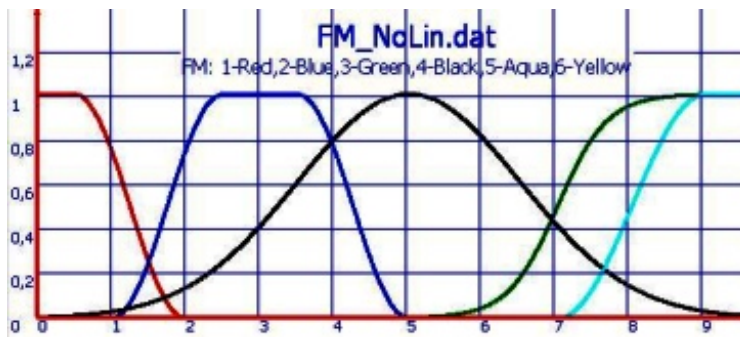


Рис. 2. Четкие нелинейные ФП

Обычно ФП задаются аналитически в виде выражений:  $\mu(x)=F(x, a, b, c, d)$ , где  $a, b, c, d$  – параметры функции.

Неполнота и неточность исходных данных учитывается путем добавления нечеткости в ФП [3]. В нечетких множествах первого порядка при использовании четких ФП (ФП первого типа – ФП-1) нужно задавать четкие значения точек, при которых значение ФП больше нуля. В нечетких множествах второго порядка при использовании нечетких ФП (ФП второго типа – ФП-2) вместо четких значений точек задается интервал. При этом границы ФП размываются.

Кроме размывания границ ФП нечеткие множества второго порядка характеризуются способом распределения значений степеней принадлежности для одного значения  $x$  [3]. Различают две разновидности ФП-2. Если для любого  $x$  на всем интервале, от нижней степени принадлежности до верхней, значение ФП-2 неизменно, то данный вид ФП-2 называется унифицированным (однородным). Нечеткое множество с такой разновидностью ФП-2 называют интервальным нечетким множеством второго порядка. Если на указанном интервале значение ФП-2 меняется, то нечеткое множество с такой разновидностью ФП-2 называют нечетким множеством второго порядка общего вида.

Нечеткая унифицированная ФП может быть представлена с помощью двух четких ФП, интервал между которыми является следом неопределенности (Footprint Of Uncertainty, FOU) [3]. Таким образом, след неопределенности является размыванием четкой ФП и описывается двумя ее ограничивающими функциями: нижней ФП (НФП – LMF) и верхней ФП (ВФП – UMF). При этом нижняя LMF и верхняя UMF ФП представляют собой ФП-1, относящиеся к нечетким множествам первого порядка (рис. 3).

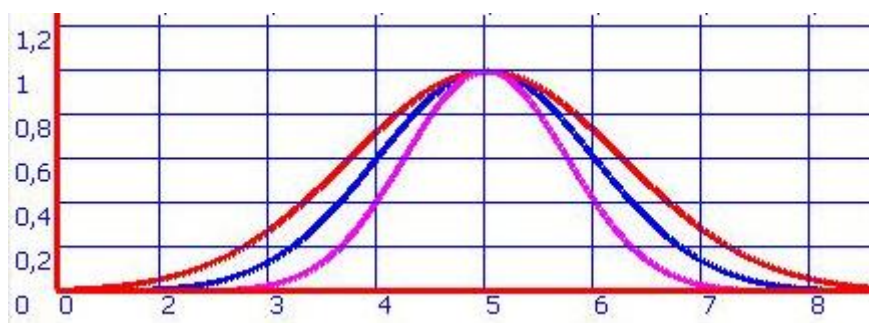


Рис. 3. Нечеткая унифицированная ФП Гаусса

Для ФП-2 общего вида характерно изменение вида ФП в пределах следа неопределенности, то есть вид ФП размывается и может носить случайный характер (рис. 4).

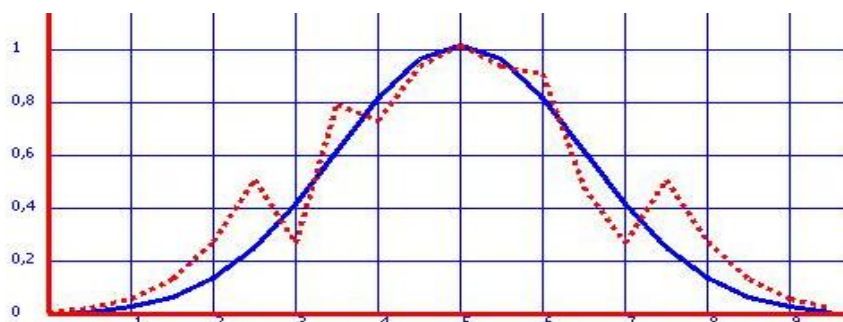


Рис. 4. Нечеткая общего вида ФП Гаусса

В практических приложениях применяются методы определения и построения оценок ФП по выборкам и на основании априорной информации, в которую входят ограничения на эти функции [4].

Вероятностный метод построения ФП основан на сходстве понятий нечеткости и вероятности. Оба эти понятия используются при наличии неопределенности в системах. Неопределенность, в свою очередь, является следствием случайных факторов, неточности нашего знания или принципиальной невозможности и ненужности получения точных решений. Даже если в процессе принятия решений нечеткость представляется в виде вероятностной модели, часто используют методы теории нечетких множеств без привлечения аппарата теории вероятностей [5].

Возможности построения многомерных ФП и аппроксимация их с помощью алгоритмов метода группового учета аргументов рассмотрены в работе [6].

Среди компьютерных моделей построения ФП наиболее известны модели, использующие методы итеративного уточнения значений ФП и основанные на нейронных сетях или генетических алгоритмах. Нейронные сети часто используются для настройки параметров ФП [7].

Искусственные нейронные сети могут аппроксимировать любые непрерывные функции с заданной точностью. Многослойная искусственная нейронная сеть, имеющая требуемое количество слоев и требуемые значения параметров нейронов, может моделировать на выходе заданную многомерную функцию. Как и математические ряды (степенные многочлены), искусственные нейронные сети являются универсальным инструментом аппроксимации функций [8].

Классические нечеткие системы имеют тот недостаток, что для формулирования правил и ФП необходимо привлекать экспертов в заданной предметной области, что не всегда возможно. Адаптивные нечеткие системы (adaptive fuzzy systems) решают эту проблему. В таких системах выбор параметров нечеткой системы производится с помощью обучения на экспериментальных данных.

## Результаты исследований

В данной статье представлены предварительные результаты решения следующей задачи. Необходимо создать универсальную систему моделирования ФП как четкого, так и нечеткого типа, включая как нечеткие унифицированные ФП, так и нечеткие ФП общего вида.

С целью решения задачи была создана трехслойная искусственная нейронная сеть прямого распространения, содержащая распределительный, обрабатывающий и ассоциативный слои. В качестве функции активации (передаточной функции) использовалась линейная функция.

В качестве обучающих зависимостей для обучения нейронной сети были использованы аналитические зависимости для наиболее часто используемых на практике ФП, рассмотренных выше: линейная Z-образная, треугольная, трапециевидная и линейная S-образная функции, а также Z-образная, П-образная (колоколообразная) функция, функция Гаусса, сигмоидальная и S-образная функции.

В результате обучения для указанных функций были получены векторы значений коэффициентов связи (синаптических весов) нейронов сети. Таким образом, было смоделировано рассмотренное выше множество четких линейных и нелинейных ФП.

Далее с целью моделирования нечетких вариантов указанных ФП, включая нечеткие унифицированные ФП и нечеткие общего вида ФП, была выполнена адаптация значений коэффициентов связи нейронов сети. То есть значения коэффициентов связи были настроены в соответствии с заданными значениями выходного вектора сети.

На рис. 5, 6 представлены результаты моделирования для ФП Гаусса.

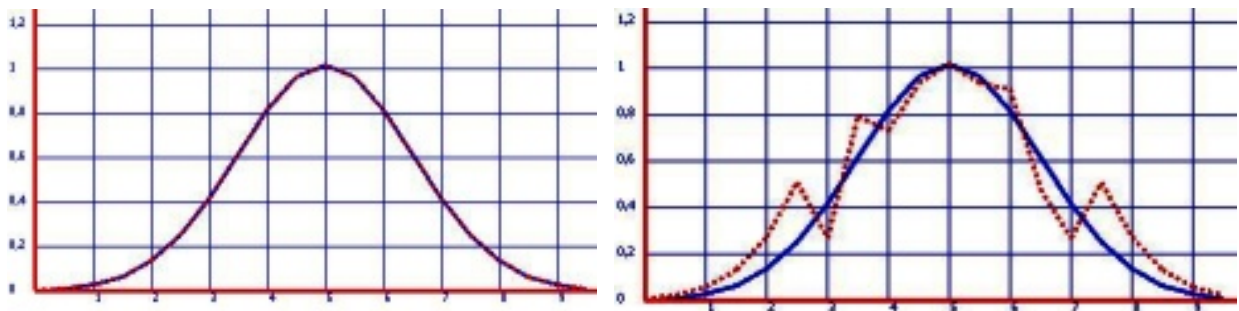


Рис. 5. Четкая (слева) и нечеткая общего вида ФП

На рис. 5 справа представлены (пунктирная линия) возможные значения нечеткой общего вида ФП – вид функции носит случайный характер.

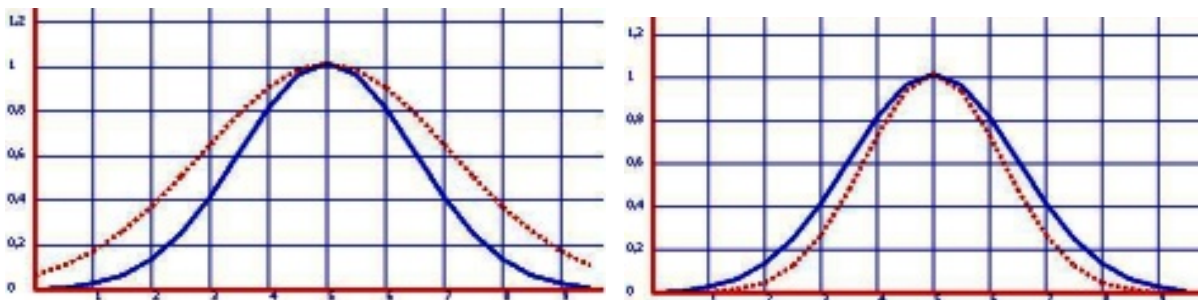


Рис. 6. Нечеткие унифицированные ФП

На рис. 6 представлены слева верхняя и справа нижняя четкие ФП, ограничивающие след неопределенности нечеткой унифицированной ФП.

Результаты моделирования показали, что созданная модель искусственной нейронной сети является универсальной системой моделирования как четких, так и нечетких унифицированных и общего вида ФП.

### **Литература**

1. Гриняев С. Нечеткая логика в системах управления. М.: Лори, 2001.
2. Дилигенский Н.В., Дымова Л.Г., Севастьянов Н.В. Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация. М.: МГУ, 2004.
3. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. М.: БИНОМ, 2013.
4. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. СПб.: БХВ Петербург, 2005.
5. Деменков Н.П. Нечеткое управление в технических системах. М.: Машиностроение, 2005.
6. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: Изд-во Вильямс, 2006.
7. Лазарев В.М., Свиридов А.П. Нейросети и нейрокомпьютеры. М.: Изд-во МГТУ РЭА, 2011.
8. Афанасьева Т.В. Моделирование нечетких тенденций временных рядов. Ульяновск: УГТУ, 2013.

### **References**

1. Grinyev S. Nechetkaya logika v systemah upravleniya. M.: Lori, 2001.
2. Diliginskiy N.V., Dimova L.G., Sevastianov N.V. Nechetkoye modelirivanie i mnogokriterialnaya optimizatiya. M.: MGU, 2004.
3. Pegat A. Nechetkoye modelirovanie i upravlenie. M.: BINOM, 2013.
4. Leonenkov A.V. Nechetkoye modelirovanie v srede MATLAB i fuzzy TECH. SPb.: BHV Peterburg, 2005.
5. Demenkov N.P. Nechetkoye upravleniye v technicheskikh sistemah. M.: Mashinostroeniye, 2005.
6. Haikin S. Neyronniye seti. Polnyi kurs. M.: Vilyams, 2006.
7. Lazarev V.M., Sviridov A.P. Neyroseti I neyrocomputery. M.: MGTU REA, 2011.
8. Afanasyeva T.V. Modelirovanie nechetkih tendenziy vremennih ryadov. Ulyanovsk: UGTU, 2013.