



Выявленные структуры типа личности будут использованы для оптимизации стратегий формирования научных способностей личности с использованием разрабатываемой информационной системой моделирования.

### Литература

1. Концепция развития научно-исследовательской и инновационной деятельности в учреждениях высшего профессионального образования Российской Федерации на период до 2015 года. 2011, 10 с.
2. Пивавский С.А. Исследовательская деятельность студентов в инновационном вузе. Самара, 2010, 294 с.

А.В.Манухин, И.А.Лёзин

## АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА АППРОКСИМАЦИИ ПЛОТНОСТИ ВЕРОЯТНОСТИ СЕМЕЙСТВОМ ЯДЕРНЫХ ФУНКЦИЙ

(Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва)

### Постановка задачи

Основная задача разрабатываемого программного комплекса – аппроксимация плотности вероятности посредством семейства ядерных функций.

### Введение

Исследование параметров различных объектов часто дает результат в виде больших массивов однородной информации, являющихся результатом многократных повторений одного и того же эксперимента. Объем результирующей выборки очень велик, а полученные значения содержат некоторую погрешность. В условиях конкретной задачи не всегда удается получить функцию плотности.

Для решения задач аппроксимации существует ряд программных комплексов: MathLab, MathCad, пакет Mathematica, однако они не имеют в своем составе встроенных функций, позволяющих проводить аппроксимацию ядерными функциями [1].

### Методы решения

Задача аппроксимации плотности распределения вероятности решается с помощью гистограммных методов, методов ядерных оценок, методов, основанных на аппроксимации плотности вероятности смесью базисных функций, например, ортогональными разложениями [2]. В данной работе реализована ядерная аппроксимация плотности вероятности.

Ядерная оценка плотности имеет вид [3]:

$$\tilde{f}_h(t) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{t-x_i}{h}\right)$$



где  $K(u)$  – ядерная функция  
 $h$  – коэффициент масштаба, влияющий на точность аппроксимации. При неудачном выборе значения  $h$  оценка будет иметь большое смещение по отношению к истинной плотности или слишком большую дисперсию. В данной работе при выборе  $h$  используется оценка предложенная Сильверманом (Silverman'sruleofthumb) [4]:

$$h = 0.9 \cdot A \cdot n^{-\frac{1}{5}}$$

где  $A$  – наименьшее из значений стандартного отклонения последовательности и интерквартильного диапазона последовательности, деленного на 1.34.

Достоинством данного алгоритма является адаптивность коэффициента масштаба к объёму выборки.

На рисунке 1 показано влияние коэффициента масштаба на результаты аппроксимации.

Результаты расчетов показали, что наиболее приемлемый результат оценки был получен при  $h=0.22$ .

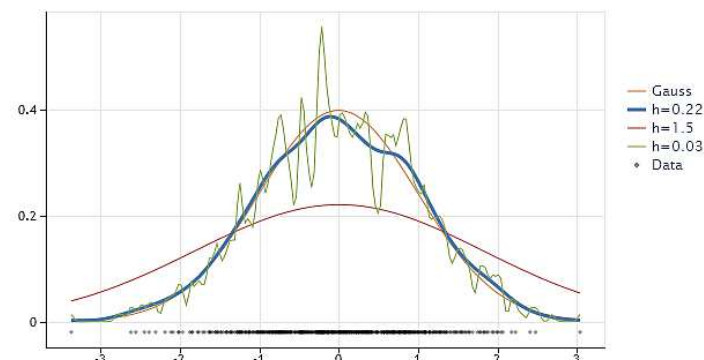


Рисунок 1 – Влияние коэффициента масштаба на результаты аппроксимации.

На рисунке 2 представлена UML – диаграмма вариантов использования разработанной автоматизированной системы [5].

Пользователь может сгенерировать выборку заданного объёма с заданными параметрами распределения по методу обратной функции и осуществить построение гистограммы. После этого представляется возможным провести аппроксимацию плотности вероятности ядерными функциями. При завершении вычислительных экспериментов есть возможность сохранить выборку в файл, а также загрузить выборку из имеющегося файла.

Подготовительным шагом перед проведением аппроксимации можно считать процесс подбора параметров ядерной функции. Подбор параметров производится с помощью алгоритма обратного распространения ошибки.



Рисунок 2 – UML – диаграмма вариантов использования

### Литература

1. Прохоров, С.А. Аппроксимация плотности вероятности случайных процессов ядерными функциями и ортогональными полиномами [Текст] / Прохоров С.А., Лёзин И.А., Лёзина И.В., Соболева А.Е. Инновационные технологии в управлении, образовании, промышленности «АСТИНТЕХ-2007»: материалы Всероссийской научной конференции в 2 ч. Часть 2. / сост. И.Ю.Петрова. / Издательский дом «Астраханский университет» – Астрахань, 2007. – С. 136-139. – Библиогр.: с.139.
2. Прохоров, С.А. Аппроксимативный анализ случайных процессов. [Текст] / А.С.Прохоров. –2-е изд., перераб. и доп./СНЦ РАН, 2001. – 125с.
3. Деврой, Л. Непараметрическое оценивание плотности. L1 – подход [Текст] / Деврой Л., Дьерфи Л. Пер. с англ. – М.: Мир, 1988. – 408 с. – ISBN 5-03-000475-0.
4. Электронный ресурс <https://www.mql5.com/ru/articles/396>. Дата обращения 07.03.2016
5. Манухин А.В. Аппроксимация плотности вероятности ядерными функциями / А.В. Манухин, И.В. Лёзина // XIII Королёвские чтения: Международная молодёжная научная конференция: сборник трудов, том 2 – Самара: Издательство СГАУ, 2015. – С. 97 - ISBN 978-5-9905304-6-1.

В.В. Муравьев, И.А. Лёзин

## АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ВАНГА-МЕНДЕЛЯ

(Самарский национальный исследовательский университет  
имени академика С.П. Королёва)

### Постановка задачи

Нейронная сеть, как правило, используется тогда, когда неизвестен точный вид связей между входами и выходами, – если бы он был известен, то связь можно было бы моделировать непосредственно. Другая существенная особенность нейронных сетей состоит в том, что нейронная сеть является универсальным аппроксиматором, т.е. способна реализовывать любую функцию при должном обучении.

Для решения задачи классификации была выбрана сеть Ванга-Менделя. Сеть Ванга-Менделя относится к классу нечетких продукционных нейронных сетей, которые обладают возможностью работы с неопределенными, неполными или неточными данными.

Основной проблемой при работе с нейронной сетью является выбор способа ее обучения. Распространенным методом является метод обратного распространения ошибки, используемый вместе с градиентными алгоритмами обучения. Недостатком градиентных методов является гарантированное нахождение локального, а не глобального минимума. Стохастические методы обучения, такие как генетический алгоритм или алгоритм имитации отжига, позволяют избежать закливания алгоритма в точке локального минимума за счет применения как детерминированного, так и случайного этапов преобразования нейронной сети [1].

### Структура и функциональные особенности сети

Наиболее важным фактором, влияющим на качество решения задачи с помощью нейронных сетей, является структура нейронной сети. Так как сеть Ванга-Менделя имеет фиксированное число слоев, то основной метод влияния на структуру сети - изменение количества нейронов в слоях.

От количества нейронов в сети также зависит количество операций на одной итерации обучения. С одной стороны, уменьшение количества нейронов ведет к сокращению времени обучения сети. С другой стороны, малое количество нейронов ведет к увеличению ошибки обучения [2].

Также стоит учитывать функциональные особенности сети. Сеть Ванга-Менделя построена на основе нечеткой модели Мамдани-Заде. В модели Мамдани-Заде определены 3 вида операций – Т-норма ( $\otimes$ ), S-норма ( $\oplus$ ) и импликация ( $\rightarrow$ ). Совокупность данных операций называется алгеброй нечеткого вывода. В данной работе рассматривались следующие алгебры, предложенные в работе [1]: