$$y_1 = a_x t_0 + b_y$$
$$y_2 = a_y t_k + b_y$$

В результате трансформируя каждый полигон в зависимости от времени t можно получить плавную анимацию.

Результатом исследования является программное обеспечение, написанное на языке C#, реализующее морфинг одного изображения в другое по средством установки опорных точек.

Литература

1. Морфинг [Электронный ресурс]. – URL: http://ru.wikipedia.org/
2. wiki/Морфинг (дата обращения: 14.05.2014).
3. FaceLight — распознавание лиц в реальном времени [Электронный ресурс]. – URL: http://blogs.msdn.com/b/rucoding4fun/
4. archive/2010/04/02/facelight-silverlight-4.aspx (дата обращения: 14.05.2014).
5. Алгоритмы выделения контуров изображений [Электронный ресурс]. – URL: http://habrahabr.ru/post/114452/ (дата обращения: 14.05.2014).
6. Триангуляция Делоне [Электронный ресурс]. – URL: http://ru.wikipedia.org/wiki/Триангуляция_Делоне (дата обращения: 14.05.2014).

И.В. Лезина, А.Ю. Заворотков

АППРОКСИМАЦИЯ ПЛОТНОСТИ ВЕРОЯТНОСТИ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ ВОЛЬТЕРРИ

(Самарский государственный аэрокосмический университет)

При анализе и интерпретации большого числа массивов числовых и функциональных характеристик широко применяются аппроксимативные методы, суть которых заключается в нахождении подходящего аналитического выражения, которое бы описывало найденные экспериментальные результаты. Аппроксимативный подход оказывается эффективным и при обработке результатов имитационного моделирования (вычислительного эксперимента) [1].

Для решения задачи аппроксимации плотности вероятности была выбрана нейронная сеть Вольтерри, которая является динамической сетью для нелинейной обработки последовательности сигналов, задержанных относительно друг друга [2]. Возбуждением для сети в момент t служит вектор $x = [x_t, x_{t-1}, \ldots, x_{t-L}]^T$, где L - количество единичных задержек, а (L+1) означает длину вектора. В соответствии с определением ряда Вольтерри выходной сигнал генерируется по формуле:

$$y(t) = \sum_{i1=1}^{L} w_{i1} x(t-i_1) + \sum_{i1=1}^{L}\sum_{i2=1}^{L} w_{i1i2} x(t-i_1)x(t-i_2) + \sum_{i1=1}^{L} \cdots \sum_{ik=1}^{L} w_{i1i2\ldots ik} \times x(t-i_1)x(t-i_2)\ldots x(t-i_k) \quad (1)$$

где x обозначает входной сигнал, а веса $w_{i1}, w_{i2}, \ldots, w_{i1i2..ik}$, называемые ядрами Вольтерри, соответствуют реакциям высших порядков. Порядок полинома Вольтерри K также называется степенью ряда Вольтерри.

Для упрощения структуры сети представленное разложение Вольтерри можно записать в следующей форме:

$$y(t) = \sum_{i1=0}^{L} x_{t-i1}\left[w_{i1} + \sum_{i2=0}^{L} x_{t-i2}\left[w_{i1i2} + \sum_{i3=0}^{L} x_{t-i3}\left[w_{i1i2i3} + \cdots\right]\right]\right] \quad (2)$$

Каждое слагаемое в квадратных скобках представляет собой линейный фильтр первого порядка, в котором соответствующие веса представляют импульсную реакцию другого линейного фильтра следующего уровня. Количество уровней, на которых создаются фильтры, равно порядку K . На рисунке 1 показано распространение сигналов по сети Вольтерри при ограничении K = 3.

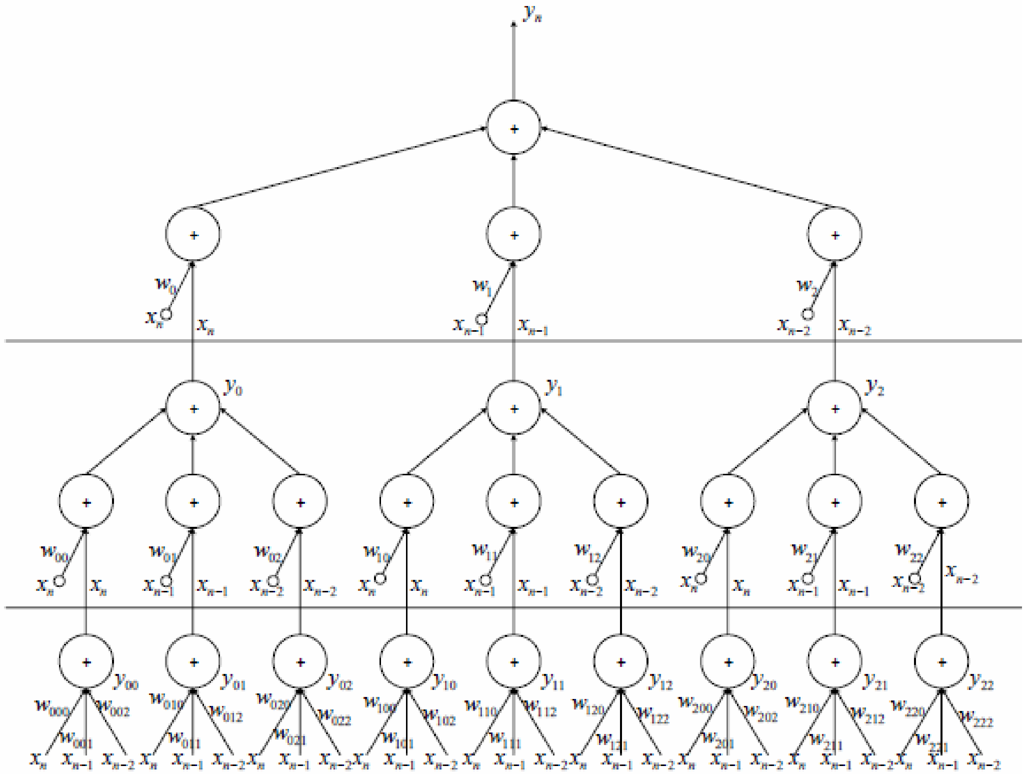

Рис. 1. Граф сети Вольтерри

Система представляет собой структуру типичной многослойной однонаправленной динамической нейронной сети. Это сеть с полиномиальной нелинейностью. Подбор весов производится последовательно слой за слоем, причём эти процессы независимы друг от друга, и, увеличение числа весов в слое и числа самих слоёв в незначительной степени сказывается на обусловленности задачи. Это даёт возможность существенно увеличить длину L и порядок K системы при её практической реализации. Обучение нейронной сети Вольтерри лучше всего приводить с использованием технологии сопряжённых графов.

Возбуждением сопряженного графа служит разностный сигнал $(y_t - d_t)$, где d_t обозначает ожидаемое, а y_t - фактическое значение в выходном узле системы в момент t [3].

После определения конкретных компонентов градиента обучение сети с применением оптимизационного метода наискорейшего спуска может быть сведено к решению дифференциальных уравнений:

$$\begin{cases} \frac{dw_{i_1}}{dt} = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_{i_1}} \\ \frac{dw_{i_1 i_2}}{dt} = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_{i_1 i_2}} \\ \frac{dw_{i_1 i_2 \dots i_k}}{dt} = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_{i_1 i_2 \dots i_k}} \end{cases} \quad (3)$$

где μ - коэффициент обучения.

Важным достоинством метода сопряженных графов считается простота учета равных значений весов в различных ветвях сети.

Для решения задачи аппроксимации плотности вероятности была разработана автоматизированная система, которая использует нейронную сеть Вольтерри. В системе реализованы следующие законы распределения: равномерный, экспоненциальный, нормальный, Симпсона, Арксинуса, Коши, Лапласа, Вейбулла, Релея и sech^2(x). Пользователь может сгенерировать выборку значений выбранной функции случайным образом, установив размер этой выборки, или загрузить из файла. По полученным значениям строится гистограмма, пример которой приведен на рисунке 2:

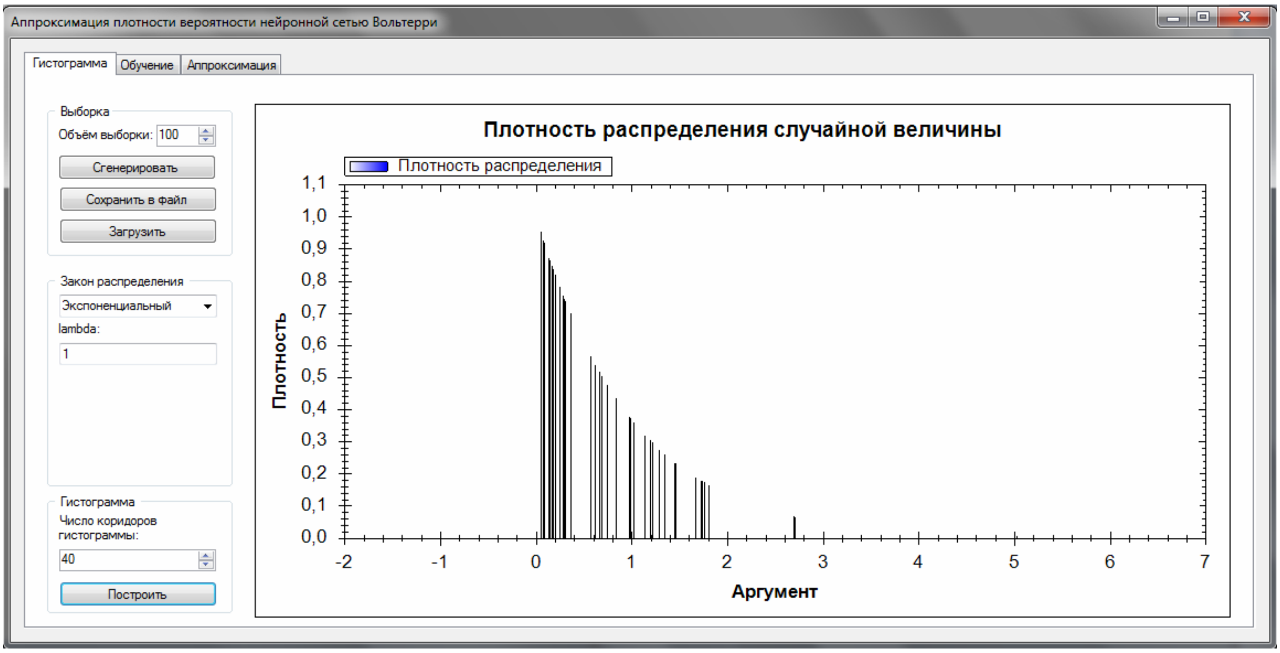

Рис. 2. Пример гистограммы для экспоненциального закона распределения

Входными данными для нейронной сети являются значения точек, отображенных на гистограмме. В системе настраивается количество единичных задержек входного вектора и порядок полинома Вольтерри, которые влияют на скорость обучения сети, а также число итераций и погрешность обучения. После обучения получаем сеть, которая позволяет аппроксимировать плотность вероятности функции, при этом строятся графики теоретической и рассчитанной функции и находится среднеквадратическое отклонение (СКО). Пример результата обучения сети изображен на рисунке 3.

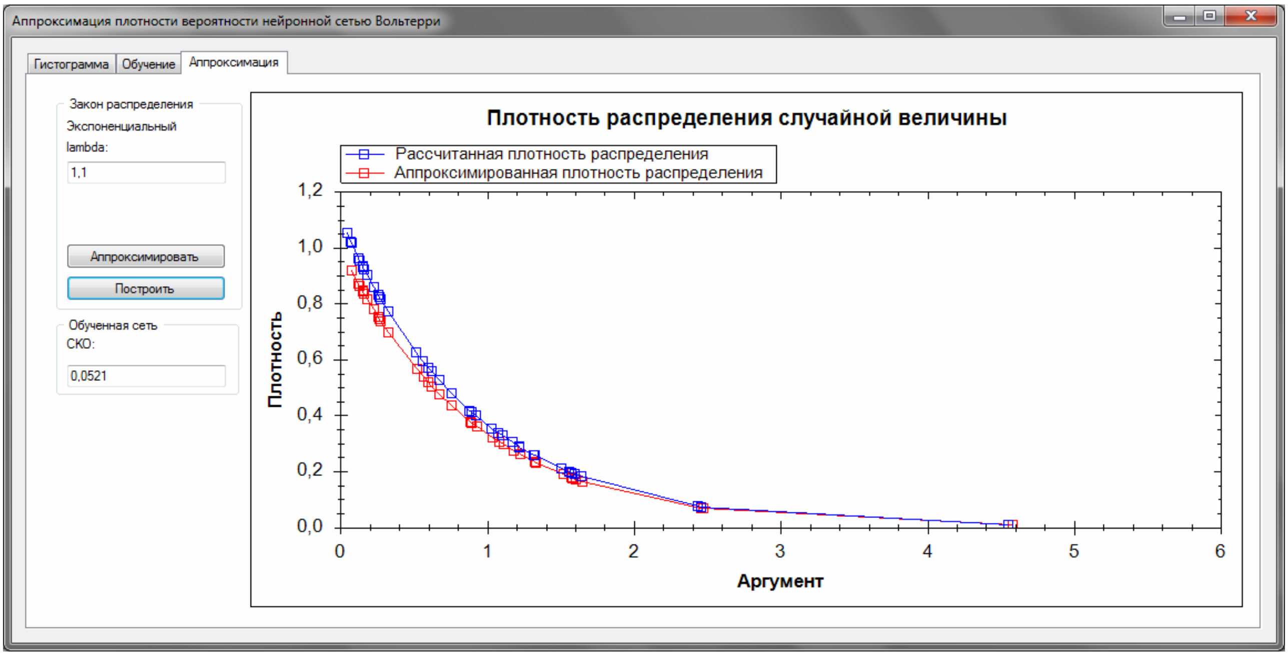

Рис. 3. Результаты аппроксимации

Были проведены исследования сети при различных значениях параметров сети и погрешности обучения. В результате были получены следующие выводы:

1 Коэффициент обучения влияет только на скорость обучения сети. Чем выше коэффициент, тем быстрее обучается сеть;

2 Количество итераций влияет на точность аппроксимации;

3 Количество единичных задержек входного вектора влияет на скорость обучения сети. Чем больше количество задержек, тем быстрее обучается сеть.

Литература

1. Прохоров С.А. Аппроксимативный анализ случайных процессов. – 2-е изд., перераб. и доп. [Текст] / Самар. гос. аэрокосм. ун-т, 2001. 380 с., ил.

2. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.: ил.

3. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание [Текст] / Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.: ил.