

среднее потребление составляет около 30 :% от максимально генерируемой мощности, что приводит к большим расходам углеводородного топлива и , естественно , к повышению стоимости энергии.

Использовать локальные системы энергопитания эффективно только при наличии хорошего накопителя энергии. Накопитель энергии повышает надежность системы электропитания.

Принцип работы маховичного накопителя заключается в питании потребителей последовательно через накопитель энергии или параллельно. Оба метода использования накопителя энергии имеют свои преимущества и недостатки.

При разработке систем управления работой маховичного накопителя энергии нами использован график энергопотребления частного загородного дома [ ].

Работа локальной системы энергопитания возможна при наличии системы управления работой накопителя энергии. Основные сведения должны содержать следующие данные: потребляемую нагрузкой энергию; мощность, снимаемая с маховика; мощность, проходящая через вариатор; КПД маховика и вариатора и КПД мотор-генератора.

Система управления использовала математическую модель составленную на основе баланса мощностей при зарядке и разрядке маховичных накопителей и длительности процессов зарядки и разрядки маховичного накопителя энергии

При построении математической модели маховичного накопителя энергии будем исходить из рассмотрения энергетических балансов. Этот метод в сочетании с использованием кинетических и нагрузочных характеристик отдельных элементов приводит к определению закона изменения угловой скорости маховика.

Особенности эксплуатации маховичного накопителя энергии в каждом из указанных случаев обуславливает и различный подход к методикам расчета их проектных параметров.

#### Список литературы

1. Зеленский А. В., Нюхалов А. А. Маховичные накопители энергии для локальных систем энергопитания. - Самара: Самарский научный центр РАН, 2010 – 120 с., ил.
2. Зеленский А. В., Терехина О. В. Применение маховичных накопителей в локальных системах энергопитания. – 7 с.

УДК 539.216.3:261.382

### **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОИМИТАТОРА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ НАДЁЖНОСТИ КОСМИЧЕСКОЙ АППАРАТУРЫ**

Шумских И.Ю., Пиганов М.Н.

Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П.Королёва (национальный исследовательский университет), г. Самара

Для решения задачи прогнозирования надежности радиоэлементов была выбрана радиально-базисная нейронная сеть с двухслойной структурой (рис. 1), в которой скрытые нейроны реализуют функции, радиально изменяющиеся вокруг выбранного центра и принимающие ненулевые значения только в окрестности этого центра. Подобные функции, определяемые в виде  $\varphi(x) = \varphi(\|x - c\|)$ , называются радиальными базисными функциями. В таких сетях роль скрытого нейрона заключается в отображении радиального пространства вокруг одиночной заданной точки, либо вокруг группы таких точек, образующих кластер. Суперпозиция сигналов, поступающих от всех скрытых нейронов, которая выполняется выходным нейроном, позволяет получить отображение всего многомерного пространства.

В качестве радиальной функции применялась функция Гаусса. Её центр размещался в точке  $c_i$ . Она может быть определена в сокращенной форме следующим образом:

$$\varphi(x) = \varphi(\|x - c_i\|) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right),$$

где  $x$  – уровень сигнала на входе синапса;  
 $c_i$  – координаты центров базисных функций;  
 $\sigma_i$  – параметр формы базисных функций.

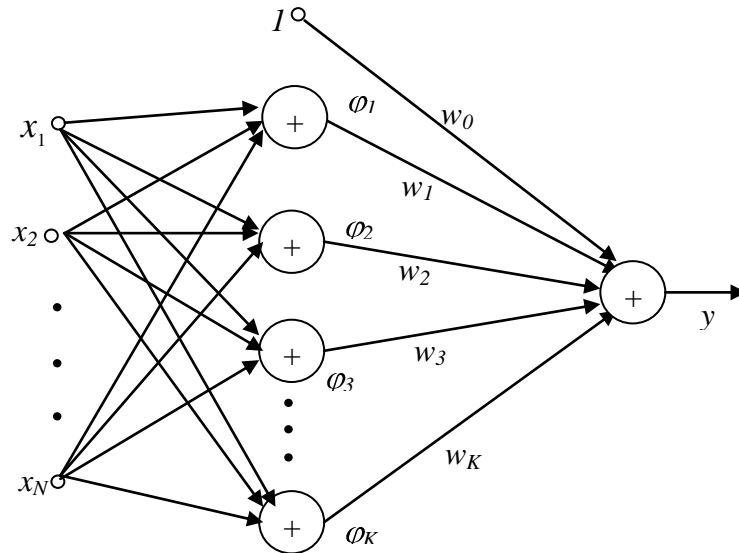


Рисунок 1. Структура радиально-базисной сети

Для расчета  $\sigma_i$  был применен алгоритм, при котором на значение  $\sigma_i$  влияет расстояние между  $i$ -м центром  $c_i$  и его  $R$  ближайшими соседями. В этом случае значение  $\sigma_i$  определялось по формуле:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{R} \sum_{k=1}^R \|c_i - c_k\|^2}.$$

Основной проблемой, возникшей при решении задачи, был подбор количества базисных функций, каждой из которых соответствует один скрытый нейрон. Как и при использовании сигмоидальных сетей, слишком малое количество нейронов позволяет уменьшить в достаточной степени погрешность обобщения множества обучающих данных, тогда как слишком большое их число увеличивает погрешность выводимого решения на множестве тестирующих данных. Подбор необходимого и достаточного количества нейронов зависит от многих факторов. Как правило, количество базисных функций  $K$  составляет определенную долю от объема обучающих данных  $p$ , причем фактическая величина этой доли зависит от размерности вектора  $x$  и от разброса ожидаемых значений  $d_t$ , соответствующих входным векторам  $x_t$ , для  $t=1,2,\dots,p$ .

Разделение данных на кластеры выполняли с использованием алгоритма *K-усреднений*. Согласно этому алгоритму центры радиальных базисных функций размещаются только в тех областях входного пространства, в которых имеются информативные данные. Если обучающие данные представляют непрерывную функцию, начальные значения центров в первую очередь размещают в точках, соответствующих всем максимальным и минимальным значениям функции.

Обработку выборки осуществляли с помощью нейроимитатора, моделирующего работу многослойного персептрона (рис.2).

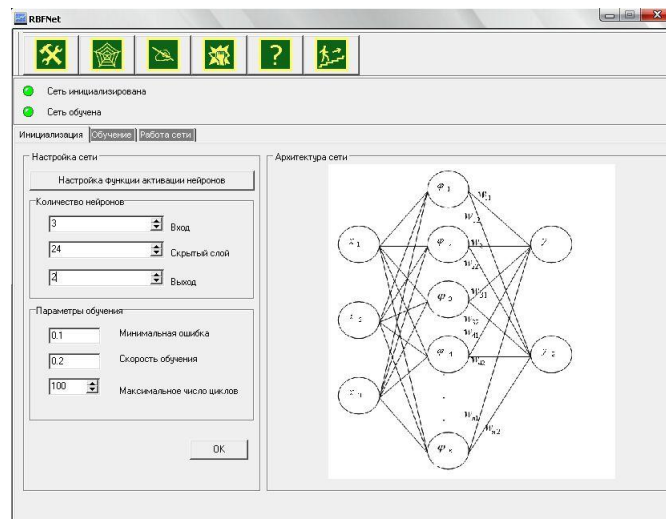


Рисунок 2. Нейроимитатор радиально-базисной сети

Данный метод реализован в разработанном нами программном комплексе «Нейроимитатор 1.0». В данной программе мы можем моделировать многослойный персептрон с различным количеством входных, скрытых, выходных нейронов.

В нашем случае было использовано три входных нейрона, так как каждый экземпляр характеризуется тремя параметрами, и два выходных нейрона, так как у нас всего два класса: годные и негодные радиоэлементы.