ных, мультипликативных и комбинированных моделей многофакторного оценивания и выбора решений.

Литература: **1.** *Фишберн П.* Теория полезности // Исследование операций: В 2 т. Т.1: Методологические основы и математические методы / Под ред. Дж. Моудера, С.Элмаграби: Пер. с англ. М.: Мир, 1981. С. 448 – 480. **2.** *Овезгельдыев А.О., Петров Э.Г., Петров К.Э.* Синтез и идентификация моделей многофакторного оценивания и оптимизации. К.: Наук. думка, 2002. 164 с. **3.** *Петров Э.Г., Шило Н.С.* Методика оценки адекватности моделей точечной идентификации индивидуальных предпочтений ЛПР // Радиоэлектроника и информатика. 2003. №2. С.97-103. **4.** *Анфилатов В.С., Емельянов А.А., Кукушкин А.А.* Системный анализ в управлении. М.: Финансы и статистика, 2003. 368 с. **5.** *Бескоровайный В.В., Трофименко И.В.* Параметрическая идентификация мультипликативных моделей для многофакторного выбора решений // Збірник наукових праць Харківського університету повітряних сил. Х.: ХУ ПС, 2005. Вип. 5 (5). С. 74-78. **6.** *Петров К.Э.* Мультипликативно-аддитивная функция оценки полезности // Радиоэлектроника и информатика. 2000. №4. С. 35–36. **7.** *Петров Э.Г., Булавин Д.А., Петров К.Э.* Решение задачи структурно-параметрической идентификации модели индивидуального многофакторного оценивания методом группового учета аргументов // АСУ и приборы автоматики. 2004. Вып. 129. С. 4–13. **8.** *Петров Э.Г., Батий Л.В.* Модель выбора многокритериального решения при интервальном задании весовых коэффициентов // Вестник Херсонского государственного технического университета. 2002. № 1 (14). С. 28–31. **9.** *Бескоровайный В.В.* Формирование множества эффективных вариантов при решении задач структурного синтеза территориально распределенных объектов // Радиоэлектроника и информатика. 2003. №. 4. С. 113–116.

Поступила в редколлегию 15.11.2005

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Авраменко В.П.

Бескоровайный Владимир Валентинович, д-р техн. наук, профессор кафедры системотехники ХНУРЭ. Научные интересы: теория принятия решений, структурный синтез и оптимизация территориально рассредоточенных объектов. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, к. 277, тел. 702-10-06, E-mail: beskorovainyi@kture.kharkov.ua.

Трофименко Инна Владимировна, младший научный сотрудник кафедры системотехники ХНУРЭ. Научные интересы: теория принятия решений. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 702-10-06. E-mail: besinka2000@yahoo.com.

УДК 519.7:007.2

НЕЧЕТКАЯ САМООРГАНИЗУЮЩАЯСЯ КАРТА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИКИ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

КОРОЛЬКОВА Е.Е.

Рассматривается нечеткая искусственная нейронная сеть, архитектура которой основана на самоорганизующейся карте Кохонена, а в качестве функции принадлежности используется полиномиальная конструкция, и предлагается алгоритм обучения такой сети, обеспечивающий высокое быстродействие и качество обработки информации.

1. Введение

В задачах диагностики состояния сложных нелинейных динамических объектов, функционирующих в условиях априорной и текущей неопределенности и подверженных действию различного вида возмущений, зачастую требуется применение нетрадиционных методов решения, поскольку стандартные подходы, так или иначе связанные с использованием статических или динамических моделей процесса, в ряде случаев не могут быть реализованы из-за невозможности получения точной модели объекта, характеризующегося структурной и параметрической неопределенностью и существенной нелинейностью.

Перспективным направлением для решения данной задачи представляется использование нейросетевых технологий в сочетании с аппаратом теории нечетких множеств, что позволяет разработать систему, объединяющую в себе способность нейронной сети к обучению (самообучению) и способность нечетких систем обрабатывать качественную информацию – нейро-фаззи сеть.

Нечеткая самоорганизующаяся нейронная сеть, полученная путем замены стандартных нейронов, вычисляющих взвешенную сумму компонентов входного вектора нечеткими правилами вида if-then, позволяет обрабатывать как числовые данные, так и качественную информацию об объекте, получать нечеткие знания из числовых данных и таким образом обеспечивать тесное взаимодействие между системой диагностирования и человеком-оператором, что является одним из достоинств систем подобного класса.

2. Постановка задачи

За основу при разработке нечеткой нейронной сети может быть взята самоорганизующаяся карта Т.Кохонена (SOM) [1]. SOM имеет простую архитектуру и кроме нулевого рецепторного слоя содержит единственный слой нейронов, представляющих собой, например, адаптивные линейные ассоциаторы, каждый из которых характеризуется собственным n-мерным вектором синаптических весов w_j, $j = 1,2,...m$. Каждый нейрон этого слоя, именуемого также слоем Кохонена, связан с каждым рецептором нулевого слоя прямыми связями и со всеми остальными нейронами поперечными внутрислойными (латеральными) связями, которые обеспечивают возбуждение одних нейронов и торможение других.

Свойства самоорганизации SOM связаны с тем, что настройка синаптических весов может происходить без внешнего обучающего сигнала, т.е. в режиме самообучения, при этом каждый поступающий в сеть сигнал вызывает перестройку (адаптацию) тех или иных параметров. Этот процесс может протекать непрерывно, обеспечивая возможность решения поставленной задачи в реальном времени. Основу процедуры обучения такой нейронной сети составляет конкуренция между нейронами по значению функции активации в ответ на поступающий сигнал.

Во время обучения сети анализируемый образ $x(k) = (x_1, x_2, ..., x_n)^T$ с рецепторного слоя поступает на все нейроны слоя Кохонена, для каждого из которых затем вычисляется расстояние между вектором входов и вектором синаптических весов, которое в случае, если входы и синаптические веса предварительно пронормированы, а в качестве расстояния используется евклидова метрика, может быть определено как

$$D(x(k), w_j(k)) = x^T(k) w_j(k) = \cos(x(k), w_j(k)) . \quad (1)$$

Далее определяется нейрон-победитель, “ближайший” ко входному образу, для которого значение $D(x(k), w_j(k))$ минимально. В простейшем случае затем происходит настройка синаптических весов нейрона-победителя.

Нейрон-победитель может быть также определен в результате выбора максимального значения отклика $y(k)$ каждого из нейронов слоя Кохонена, вычисляемого в соответствии с выражением

$$y_j(k) = x^T(k) w_j(k) . \quad (2)$$

Задачей настоящего исследования является разработка архитектуры нечеткой самоорганизующейся карты и алгоритма ее обучения для решения задач диагностики в условиях неопределенности.

3. Архитектура нечеткой самоорганизующейся карты

Для получения нечеткой самоорганизующейся карты Кохонена (FSOM) заменим операцию вычисления взвешенной суммы, выполняемую нейронами Кохонена, нечеткими правилами, каждое из которых в общем виде представляет собой импликацию вида:

$$\begin{array}{l} \text{if } x_1 \text{ is } A_{1,j} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2,j} \ldots \text{and } x_n \text{ is } A_{n,j} \\ \quad \text{then } y_1 \text{ is } a_{1,j} \text{ and } y_2 \text{ is } a_{2,j} \ldots \text{and } y_p \text{ is } a_{p,j} \end{array} , \quad (3)$$

где x_i – i-й элемент вектора входов, а $A_{i,j}$ – одна из определенных для него лингвистических переменных. Тогда каждое из условий (x_i is $A_{i,j}$) определяет значение функции принадлежности $\mu_{i,j}(x_i)$ входного сигнала x_i нечеткому множеству $A_{i,j}$, а консеквент $a_{i,j}$ j-го нечеткого правила – вещественно определенное одноэлементное множество (синглетон).

Рассмотрим работу FSOM поэтапно.

На этапе фаззификации элементам четкого вектора входов каждого правила ставятся в соответствие значения функций принадлежности лингвистических переменных [2], при этом в качестве функции принадлежности будем использовать полиномиальную конструкцию, которая аналитически описывается зависимостью

$$\begin{cases} \mu_{i,j}(x_i) = (1 - (\dfrac{x_i - c_{i,j}}{bl_{i,j} - c_{i,j}})^2)^2, \ bl_{i,j} \le x_i \le c_{i,j}, \\ \mu_{i,j}(x_i) = (1 - (\dfrac{x_i - c_{i,j}}{br_{i,j} - c_{i,j}})^2)^2, \ c_{i,j} \le x_i \le br_{i,j}, \\ 0 \quad \text{в остальных случаях} \end{cases} \quad (4)$$

(здесь $bl_{i,j}$ – левая ширина i-й функции принадлежности j-го правила; $br_{i,j}$ – правая ширина i-й функции принадлежности j-го правила; $c_{i,j}$ – центр i-й функции принадлежности j-го правила) и имеет вид (рис. 1).

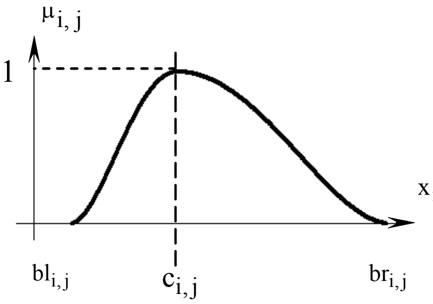

Рис. 1. Полиномиальная функция принадлежности

Данная функция является более предпочтительной по сравнению с широко используемой треугольной, поскольку ее первая производная нигде не претерпевает разрывов.

Уровень активации α_j каждого нечеткого правила вычисляется на этапе логического вывода путем комбинирования всех значений функций принадлежности его антецедента с использованием, например, операции логического произведения

$$\alpha_j = \min\{\mu_{1,j}(x_1), \mu_{2,j}(x_2), ..., \mu_{n,j}(x_n)\} . \quad (5)$$

На этапе дефаззификации определяется четкое значение выхода FSOM, вычисляемое с помощью алгоритма взвешенного среднего нормированных значений уровней активации [3], что можно представить в виде выражения

$$y \ (k) = \sum_{j=0}^{m} \alpha_j a_{j,i} / \sum_{j=0}^{m} \alpha_j , \quad (6)$$

где m – количество нечетких правил (нечетких нейронов).

Структура карты FSOM, содержащей два нейрона в рецепторном слое и два нечетких правила в слое Кохонена и реализующей рассмотренную процедуру логического вывода, показана на рис. 2.

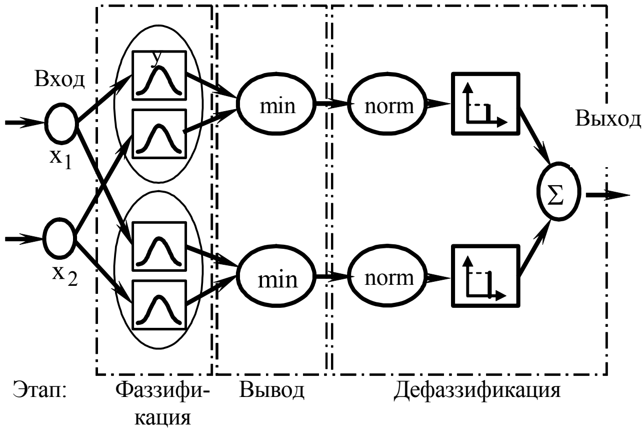

Рис. 2. Структура FSOM

4. Обучение нечеткой самоорганизующейся карты

Процедура обучения FSOM может быть рассмотрена в двух аспектах – структурной идентификации и параметрической идентификации. Первая в нашем случае предполагает определение необходимого количества нечетких правил такого, чтобы в достаточной степени обеспечить разбиение входного и выходного пространства на классы; вторая направлена на адаптацию параметров функций принадлежности, формирующих систему нечетких правил FSOM. В данной работе рассматривается процедура настройки полиномиальной функции принадлежности.

Несмотря на то, что в структуре FSOM реализован нечеткий вывод, она имеет много общего с классической самоорганизующейся картой. Поэтому обучение FSOM будем выполнять с использованием модифицированного правила обучения Кохонена LVQ2.1 [4], применив его для настройки функции принадлежности по схеме «с учителем», что предполагает наличие набора обучающих данных «вход-выход».

Как видно из выражения (4), функции принадлежности антецедента определяются тремя параметрами (левая ширина, правая ширина и центр), а синглетон консеквента – одним параметром. Для обучения сети будем использовать три правила настройки, два из которых настраивают центры и параметры ширины нечетких множеств антецедента, а третий – значения выходных синглетонов.

Как известно, модифицированный алгоритм LVQ2.1 основан на понятии «окна» [1]. Адаптируя данный алгоритм для нашей ситуации, коррекцию параметров нечеткого множества будем выполнять в случае, если одновременно срабатывают не менее двух нечетких правил. «Окно», показанное на рис. 3, определяется как область пересечения областей, контролируемых двумя сработавшими правилами с наибольшими уровнями активации. Введем следующие понятия: «правило-победитель» W – правило с наибольшим уровнем активации, и «правило-вице-победитель» V – правило, «занявшее второе место» по уровню активации.

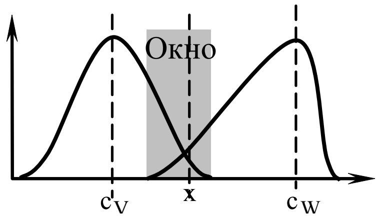

Рис. 3. «Окно» как область пересечения двух правил с наибольшими уровнями активации

Один из параметров ширины правила-вице-победителя получает возможность подстроить свое значение, когда входной образ попадает в «окно». Этот параметр определяется путем выбора из элементов, формирующих антецедент правил, такой, по которому расстояние между правилом-победителем и правилом-вице-победителем максимально, т.е. в соответствии с выражением:

$$|c_{t,W} - c_{t,V}| = \max_i \{|c_{i,W} - c_{i,V}|\}, \qquad (7)$$

где $c_{i,W}$ и $c_{i,V}$ при $i = 1,2,...,n$ – центры правила-победителя и правила-вице-победителя, соответственно.

Адаптация выполняется путем перемещения ширины ($bl_{t,V}$ или $br_{t,V}$) либо в направлении центра $c_{t,V}$ правила-вице-победителя, либо в направлении параметра ширины $b_{t,W}$ правила-победителя, что, в свою очередь, приводит к увеличению или уменьшению влияния правила-вице-победителя на выход FSOM.

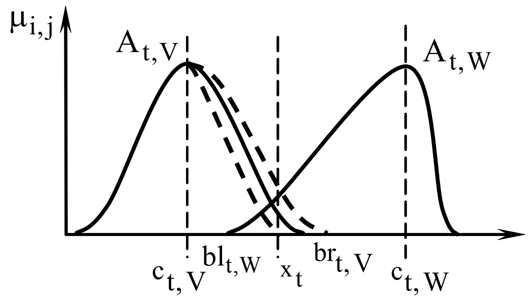

Рис. 4. Модифицированный алгоритм обучения LVQ2.1. Настройка ширины

На рис. 4 параметр ширины $br_{t,V}$ и вход x_t расположены с одной стороны от центра $c_{t,V}$, поэтому его значение на этом шаге обучения смещается в сторону центра $c_{t,W}$ правила-победителя.

Значение параметра ширины модифицируется в соответствии с выражением:

$$\begin{cases} b_{i,V}(k+1) = b_{i,V}(k) + \eta_V(k)(c_{i,W}(k) - b_{i,V}(k)), \\ \quad \text{если} \ \ \operatorname{sgn}(y - y^*) = \operatorname{sgn}(z_V - z_W), \\ b_{i,V}(k+1) = b_{i,V}(k) + \eta_V(k)(b_{i,W}(k) - b_{i,V}(k)), \\ \quad \text{если} \ \ \operatorname{sgn}(y - y^*) \neq \operatorname{sgn}(z_V - z_W), \end{cases} \qquad (8)$$

где $c_{i,W}(k)$ – центр, а $b_{i,W}(k)$ и $b_{i,V}(k)$ – параметры ширины нечетких правил. Шаг обучения $\eta_V(k)$ в простейшем случае выбирается в диапазоне $0 \le \eta_V(k) < 1$, однако при использовании алгоритма, описанного в [5], может уменьшаться в процессе обучения; y – выход обучающей выборки, y^* – выход FSOM, вычисляемый в соответствии с (6), z_W и z_V – выход правила-победителя и правила-вице-победителя, соответственно.

Центры нечетких множеств и синглетоны могут настраиваться в случае срабатывания только одного правила. Центры c_W правила-победителя изменяются в направлении вектора входов x_i (рис. 5) согласно выражению

$$c_W(k+1) = c_W(k) + \eta_W(k)(x(k) - c_W(k)), \qquad (9)$$

а синглетоны – в соответствии с рекуррентной формулой

$$a_W(k+1) = a_W(k) + \eta_{a,W}(k)\alpha_W(k)(y - y^*), \quad (10)$$

где $\eta_{a,W}(k)$ – шаг обучения синглетонов, а $\alpha_W(k)$ – уровень активации правила-победителя.

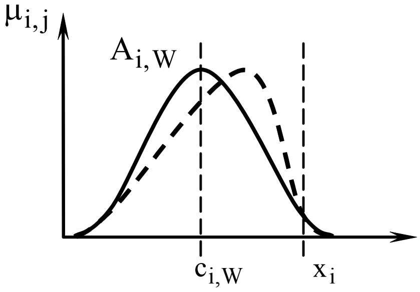

Рис. 5. Модифицированный алгоритм обучения LVQ2.1. Настройка центров

5. Заключение

Предложена архитектура нечеткой самоорганизующейся карты и процедура ее обучения с применением модифицированного алгоритма Кохонена, обладающая высокой скоростью сходимости, для настройки параметров функций принадлежности. Предложенная схема является более эффективной по сравнению с классической самоорганизующейся картой и может быть использована при разработке диагностирующих систем.

Литература: 1. *Kohonen T.* Self-Organizing Maps. Berlin: Springer-Verlag, 1995. 362 p. 2. *J.-S. R. Jang* Self-learning fuzzy controllers based on temporal back propagation IEEE Trans. Neural Networks.1992. Vol. 3, no. 5. P. 714-723. 3. *Tsoukalas L.H., Uhrig R.E.* Fuzzy and Neural Approaches in Engineering. N.Y.:John Wiley&Sons, Inc., 1997. 587 p. 4. *Kohonen T.* Improved version of learning vector quantization // Proc. Int. Joint. Conf. on Neural Networks – San Diego, CA, 1990. 1. P.545-550. 5. *Бодянский Е.В., Королькова Е.Е., Ламонова Н.С.* Модифицированные алгоритмы самообучения самоорганизующихся карт Т. Кохонена // Проблемы бионики. 2003. Вып. 58.

Поступила в редколлегию 10.10.2005

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Алексеев О.П.

Королькова Елена Евгеньевна, аспирантка кафедры ИИ ХНУРЭ, инженер НИПИАСУтрансгаз. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, e-mail: spline.nipi@naftogaz.net

УДК 681.324.01

МЕТОД РЕШЕНИЯ ОПТИМИЗАЦИОННЫХ ЗАДАЧ НА ОСНОВЕ ПРИНЦИПОВ ВСПОМОГАТЕЛЬНЫХ ЗАДАЧ И РЕЛАКСАЦИИ

СКЛЯРОВ А.Я., ХРИСТОЕВА Л.А.

Предлагается метод декомпозиции оптимизационных задач большой размерности, использующий принципы вспомогательных задач и релаксации. Метод позволяет разрабатывать процедуры поиска неподвижных точек оптимизационных подзадач меньшей размерности в режиме параллельного счета. Исследуется сходимость разработанных алгоритмов.

Введение

Рассмотренные в [1-10] методы и алгоритмы решения оптимизационных задач для упрощения процедур поиска решения предусматривают декомпозицию их на ряд подзадач меньшей размерности и разработку соответствующей процедуры координации полученных локальных решений на основе тех или иных принципов координации. Исследования этих принципов [1,2, 6, 10, 11] показывают, что до сих пор нет единого мнения об их количестве и классификации. Разнообразие многоуровневых алгоритмов решения оптимизационных задач можно объяснить в большей степени не разнообразием принципов, а лишь способом декомпозиции решаемых задач и выбором соответствующих переменных координации. Кроме того, координационные принципы, такие как прогнозирование взаимодействий, их согласование и оценка [1, 2], не позволяют рассматривать классические одноуровневые алгоритмы решения оптимизационных задач с позиций использования для их реализации в качестве вычислителей многопроцессорных устройств или взаимосвязанных систем микро-ЭВМ.

Целью исследования является разработка алгоритма решения оптимизационных задач, в максимальной степени приспособленного к возможностям многопроцессорных вычислительных устройств или сис-