

**ПРИМЕНЕНИЕ САМООРГАНИЗУЮЩИХСЯ СЕТЕЙ
К РАСПОЗНАВАНИЮ ОБРАЗОВ**

Смачек С.Н., БГТУ, Брест

Обозначим через D множество объектов, подлежащих распознаванию. Примем, что на этом множестве определено отношение подобия $K \subset D \times D$. Отношение K описывает разбику множества D на классы подобия $\{D^i\}$, соответствующие образам. Отношение K называется классификацией. Пусть L — количество классов подобия, а $I = 1 \dots L$ — множество индексов. Тогда

$$D = \bigcup_{i \in I} D^i, \forall_{\mu, \nu \in I} [D^\mu \cap D^\nu = \emptyset], \quad (1)$$

$$\forall_{d^\mu, d^\nu \in D} [\langle d^\mu, d^\nu \rangle \in K \Rightarrow \exists_{i \in I} (d^\mu \in D^i) \wedge (d^\nu \in D^i)]. \quad (2)$$

Из описания отношения K следует существование отображения $A: D \rightarrow I$ такого, что $\forall_{d \in D} [A(d) = i \Leftrightarrow d \in D^i]$. Отображение A полностью описывает отношение K , а отношение K определяет отображение A с точностью до перестановки элементов множества индексов I .

Задача распознавания образов [1] основана на построении алгоритма, реализующего отображение

$$\hat{A}: D \rightarrow I \cup \{i_0\} \quad (3)$$

такого, что некоторая мера $Q(A, \hat{A})$, называемая оценкой качества алгоритма распознавания \hat{A} , была минимальна. Одноэлементное множество $\{i_0\}$ символизирует отсутствие ответа (решение типа «не знаю»). Введение в отображение \hat{A} элемента i_0 делает задачу распознавания более реалистической: на практике часто не возможно принять правильное решение с полной уверенностью. И поэтому будет значительно лучше, если алгоритм примет решение, что не может распознать некий объект и означает это специальным сигналом, чем когда алгоритм даст неправильный ответ о распознаваемом объекте.

Отображение \hat{A} реализуется как суперпозиция трех отображений $A = F \circ C \circ B$. При этом первое из них имеет вид $B: D \rightarrow X$; второе $C: X \rightarrow R^L$

означает вычисление так называемых функций принадлежности; и последнее, записываемое $F: R^t \rightarrow I \cup \{i_0\}$, означает процесс принятия решения.

Начальным элементом алгоритма распознавания является измерение черт присущих всем объектам. Этот процесс приводит к замене объектов $d \in D$ на точки в пространстве черт X . Структура данного отображения во многом субъективна и определяется главным образом измерительными возможностями. В следствии его действия, каждый j -ый объект будет являться n -мерной точкой $\bar{x}^j = (x_1^j \ x_2^j \ \dots \ x_n^j) \in X$. Задачей второго отображения C является кластеризация точек пространства X . В ходе его вычисляется степень принадлежности каждой точки, описывающей объект, к каждому из L кластеров. По средствам третьего отображения F на основе чисел, характеризующих степень принадлежности, делается вывод о принадлежности объекта к i -ому классу подобия, или в случае несильного различия результирующих степеней – вывод о невозможности распознать объект.

Для решения задачи кластеризации предлагается использовать самоорганизующуюся сеть (SOM – self-organization map) с конкурирующим алгоритмом обучения без учителя [2]. Данная сеть представляет собой простую однослойную сеть прямого распространения с n нейронными элементами во входном слое и с L нейронами в результирующем. На вход сети последовательно подаются координаты образов в пространстве черт $\bar{x}^j = (x_1^j \ x_2^j \ \dots \ x_n^j) \in X$, а на выходе требуется отнести его к соответствующему классу. Веса синаптических связей $\bar{w}_i = (w_{1i} \ w_{2i} \ \dots \ w_{ni})$, $i = \overline{1, L}$ инициализируются произвольным образом. При обучении ищется такой нейрон выходного слоя, у которого смежные ему веса \bar{w}_i , рассматриваемые как координаты, наименее отличаются от координат поданной на вход сети точки \bar{x}^j . Т.е. «побеждает» тот нейрон, для которого $d(\bar{x}^j, \bar{w}_i) = \min_{1 \leq k \leq L} d(\bar{x}^j, \bar{w}_k)$, где $d(\bar{x}^j, \bar{w}_k)$ обозначает расстояние между ко-

ординатами точки $\overline{x^J}$ и весами $\overline{w_k}$ в соответствии с принятой метрикой. Вокруг нейрона победителя принимается топологическое соседство $S_{w_l}^-(t)$ с определенной степенью малости, уменьшающейся со временем. Нейрон победитель и все нейроны, лежащие в области соседства подлежат модификации, изменяя свои векторы весов в направлении вектора $\overline{x^J}$ в соответствии с правилом Кохонена [3]:

$$\overline{w_l}(t+1) = \overline{w_l}(t) + \eta_l(t) \cdot (\overline{x^J} - \overline{w_l}(t)), \quad (4)$$

для $l \in S_{w_l}^-(t)$, где $\eta_l(t)$ - шаг обучения l -ого нейрона из соседства $S_{w_l}^-(t)$ в момент времени t . Значение $\eta_l(t)$ уменьшается в соответствии с удалением нейрона от победителя. Веса нейронов вне соседства $S_{w_l}^-(t)$ не подлежат изменениям. Процесс обучения заканчивается после подачи всех элементов обучающего множества по несколько раз. После окончания процесса обучения веса, смежные результирующим нейронам, будут являться центрами соответствующих кластеров. Опытным путем устанавливаются соответствующие кластерам образы.

В процессе распознавания образов для каждого поданного на вход сети вектора черт на выходе будут формироваться значения функций принадлежности к каждому кластеру (расстояния до центров). То значение, которое наиболее мало, характеризует кластер, к которому принадлежит опознаваемый объект. В случае, если имеется более двух относительно малых значений расстояний до центров кластеров, ответ о принадлежности к какому-то определенному не может быть дан.

Литература. 1. Ryszard Tadeusiewicz, Mariusz Flasiński. Rozpoznawanie obrazów. – Warszawa: Wydawnictwo Naukowe PWN, 1991. – 217 s. 2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского Н.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 3. Kohonen T. Self-organization and associative memory. – Berlin: Springer, 1984. – 255 p.