

А. А. САРКИСЯН

НЕЙРОННЫЙ КЛАССИФИКАТОР С ПРОСТРАНСТВОМ ПРИЗНАКОВ НЕФИКСИРОВАННОЙ РАЗМЕРНОСТИ

Известно, что рецептивные поля (РП) зрительного анализатора являются структурно-функциональными единицами иерархического строения, причем выходной нейрон каждого из РП оказывается входным для РП последующего слоя.

Если функционированием периферических РП (например, сетчатки) обеспечивается общая предварительная обработка зрительной информации [1], от РП корковых отделов производится специализированный анализ изображений с последующим выделением некоторых инвариантных признаков, таких, как элементы формы (прямолинейные отрезки, углы, пересечения и т. д.), направления движения, пространственной ориентации и т. д. Эти признаки называются простыми [1, 4]. В процессе обучения вырабатываются новые, более сложные признаки [1], которые могут быть, в частности, некоторыми логическими функциями простых [3]; по качествам своим они эквиваленты дискриминантным функциям в теории распознавания образов [1].

При таком подходе зрительный образ рассматривается в связи с определенным алфавитом, а его формирование отождествляется с нахождением набора значений дискриминантных функций [1].

В настоящей работе предпринята попытка построения непараметрического классификатора, в котором параллельная обработка зрительной информации и процесс обучения осуществляются нейронными сетями, организованными по типу РП.

В общем виде непараметрический метод классификации объектов на R классов сводится к построению дискриминантных функций $\Phi_k(X)$ ($k = 1, 2, \dots, R$), которые для объектов из обучающей выборки конечного множества $\{X_1, \dots, X_N\}$ с независимыми признаками $X = (x_1, \dots, x_n)$ осуществляют требуемое разделение в многомерном пространстве признаков E^n , т. е. каждому подмножеству X_k ($k = 1, 2, \dots, R$) из множества X обучающей выборки ставят в однозначное соответствие области решения R_k в E^n .

Мы ограничимся рассмотрением случая, когда $R = 2$. В связи с этим оказывается достаточным построить единственную дискриминантную функцию вида $\Psi(X) = 0$, которая разбивает пространство признаков на два таких полупространства, что

$$\Psi(X) > 0, \text{ при } X \in X_1 \quad (1)$$

$$\Psi(X) < 0, \text{ при } X \in X_2$$

Такая дискриминантная функция может быть реализована аналогом биологического нейрона — адаптивным линейным элементом, выход которого принимает значение $+1$, если $\Psi(X) > 0$, и -1 , если $\Psi(X) < 0$ [5].

Предполагается, что на вход классификатора поступает набор простых, независимых между собой признаков $X = (x_1, \dots, x_n)$, однозначно характеризующих классифицируемые объекты из множества обучающей выборки $\{X_1, \dots, X_N\}$.

Основная модель. Пусть дана обучающая выборка объектов $\{X_1, \dots, X_N\}$. Требуется построить распознающую систему, способную классифицировать объекты на $R = 2$ класса одним из $L(N, n)$ способов, где

$$L(N, n) = \begin{cases} 2 \sum_{p=0}^n C_{N-1}^p, & \text{если } N > n, \\ 2^N, & \text{если } N \leq n \end{cases} \quad (2)$$

В таком случае в качестве пространств классификации (признаков) предлагается рассмотреть любые из множества ε^p ($p = 1, \dots, n$), где для требуемой классификации обеспечивается условие (1).

Имеется всего M таких пространств размерности p ($p = 1, 2, \dots, n$), каждое из которых содержит

$$M^{(p)} = C_n^p \quad (3)$$

подпространств признаков.

Очевидно, что для такой модели классификатора в зависимости от задачи «полезным» признаком, разделяющим обучающую выборку на требуемые классы, может быть как простой ($p=1$), так и сложный — логическая функция некоторого подмножества признаков $\{x_j, \dots, x_p\}$

$$(j = 1, 2, \dots, n-1; 1 < p \leq n; j \neq p)$$

Одна из возможных функциональных схем модели приводится на рис. 1. Каждый из адаптивных элементов $p(\delta)$ (первая цифра — размерность, вторая — порядковый номер) реализует одно подпространство классификации из множества E^p и является входом РП нейрона «совпадения» (НС) данной размерности. В свою очередь НС объединяются в РП «управляющего» нейрона (УН). На рис. 1 не показаны РП, выделяющие простые признаки изображений и тем самым являющиеся входными элементами РП нейронов $p(\delta)$. Вместо них на входе классификатора указаны выделенные ими множество признаков $\{x_1, \dots, x_n\}$.

Процесс обучения. Обучение нейронов $p(\delta)$, для которых выполняется условие (1), может быть произведено итерационными методами, известными в литературе под названием «алгоритмы обучения с исправлением ошибок» [2], следующим образом:

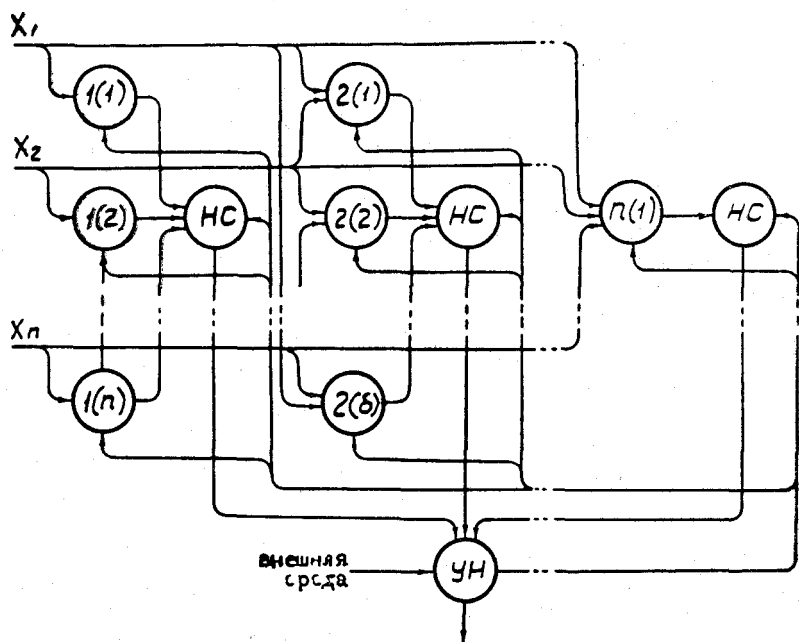


Рис. 1. Функциональная схема нейронного классификатора.

$$W_{h+1} = \begin{cases} W_h + CY, & \text{если } (W_h \cdot Y) \leq T, \\ W_h, & \text{если } (W_h \cdot Y) > T \end{cases} \quad (4)$$

Здесь W_h и W_{h+1} суть $(n+1)$ -мерные векторы, компонентами которых являются наборы синаптических весов $(\omega_1, \dots, \omega_{n+1})$ входов $\rho(\delta)$ в моменты времени h и $h+1$; $Y = (y_1, \dots, y_D)$ суть $(n+1)$ -мерный расширенный вектор — объект, где $(y_i = x_i$ для $i=1, \dots, D-1$ и $y_D = +1)$; C — коэффициент коррекции. T — некоторая постоянная, определяющая условие принадлежности объектов к соответствующим классам.

Алгоритм обучения классификатора в целом зависит от поставленной задачи классификации. Мы рассмотрим одну из них, когда по обучающей выборке $\{X_1, \dots, X_N\}$, содержащей объекты из обоих классов, требуется установить области решения R_1 и R_2 . При этом классификатор получает сведения о принадлежности объектов к соответствующим классам.

Объекты обучающей выборки предъявляются классификатору по одному, циклически (т. е. поочередно, так что после предъявления последнего объекта на вход классификатора поступает первый и т. д.). От УН на нейроны $\rho(\delta)$ и НС поступает закодированное сообщение о принадлежности предъявляемого объекта к соответствующему классу. Если при этом данный $\rho(\delta)$ правильно классифицирует объект, то синаптические веса его входов не меняются, т. е. $W_{h+1} = W_h$. В противном случае происходит автоматическая коррекция W_h по (4). Так как для данного алгоритма доказывается его сходимость [2] при условии (1), естественно ожидать, что через конечное число итераций (циклов) один или

несколько нейронов $p(\delta)$ научатся правильно классифицировать объекты из обучающей выборки $\{X_1, \dots, X_N\}$. Тогда в течение одной итерации будет иметь место полное совпадение между сигналами от УН и $p(\delta)$ на уровне одного или нескольких НС. Только в этом случае последние выдают сигнал (иначе они «молчат») на УН, в результате которого возбуждается соответствующий выход УН (рисунок).

Следовательно, появление сигнала на выходе «управляющего» нейрона означает завершение процесса обучения. Если для требуемой классификации достаточно количества нейронов $p(\delta)$, обученных к моменту n^1 , то остальные нейроны $p(\delta)$ могут быть включены (на рис. 1 эти связи не показаны). В противном случае процесс обучения может продолжаться.

В режиме экзамена НС и УН не участвуют, поэтому могут выполнять другие функции (например, мажоритарные).

Можно предположить, что среднее время обучения (число итераций) тем больше, чем $n - p \rightarrow 0$. Это значит, что в зависимости от сложности задачи классификации (т. е. «сложности» разделяющего признака) соответственно изменится и необходимое время обучения.

Исходя из основной модели, можно предположить также, что так как классификатор в состоянии произвести одновременно множество классификаций из возможных (2), то, очевидно, при соответствующей реализации модели классификатор сможет также по обучающей выборке $\{X_1, \dots, X_N\}$ (содержащей представителей из обоих классов) установить области решения R_1 и R_2 и в случае, когда ему непосредственно не сообщается о принадлежности объектов к соответствующим классам.

В ы в о д ы

В отличие от распространенной модели классификатора с пространством признаков фиксированной размерности, в статье описывается модель классификатора с переменной размерностью (по терминологии, принятой в [3]), где системы, формирующие пространства признаков, организованы по типу рецептивных полей.

Основные достоинства модели:

1. Более полно используется информативность признаков, чем это имеет место в классификаторах с фиксированным пространством признаков;
2. Время обучения зависит от сложности задачи классификации;
3. Одновременно может реализовать множество различных классификаций, что, кроме гибкости, видимо, позволит также произвести необходимую классификацию в режиме самообучения.

Ա. Ա. ՍԱՐԳՍՅԱՆ

ՀԱՏԿԱՆԻՇՆԵՐԻ ՉՖԻԳՍՎԱԾ ՏԱՐԱԾՈՒԹՅԱՄԲ ՆԵՅՐՈՆԱՅԻՆ ԽՄԲԱՎՈՐԻԳ

Ա մ փ ո փ ու մ

Ելնելով նեյրոֆիզիոլոգիական և պսիխոֆիզիկական ուսումնասիրությունների որոշ արդյունքներից, հոդվածում փորձ է արվում կառուցել նեյրոնային խմբավորիչ (կլասիֆիկատոր), որտեղ հատկանիշների տարածությունը կազմավորվող սխեմաները կազմակերպված են ռեցեպտորային դաշտերի նմանությամբ:

Որոշ սահմանափակումներ մտցնելուց հետո, առաջարկվում է երկու խմբի բաժանող խմբավորիչի հիմնական մոդելը և դիտարկվում է նրա գործունեության հնարավոր ֆունկցիոնալ սխեմաներից մեկը:

Ի տարբերություն գրականության մեջ հայտնի համապատասխան մոդելի, որտեղ հատկանիշների տարածության չափողականությունը ֆիքսված է, մեր առաջարկած մոդելում այն փոփոխական է: Դա հնարավորություն է տալիս, նայած խմբավորման նպատակին, կատարել իրերի (օբյեկտների) բաժանում հատկանիշների բազմաթիվ ենթատարածություններից որևէ մեկում, որոնք միմյանցից տարբերվում են իրենց չափողականությամբ:

Մոդելի հիմնական առավելությունների շարքում նշվում են՝ սովորեցման ժամանակի կախումը խմբավորման խնդրի բարդությունից, հատկանիշներում պարունակված ինֆորմացիայի լրիվ օգտագործումը, ինչպես նաև ճկունությունը և ինքնասովորեցման հնարավորությունը:

Л И Т Е Р А Т У Р А

1. Глезер В. Д. Механизмы опознания зрительных образов, изд. «Наука», М.—Л., 1966.
2. Нильсон Н. Обучающиеся машины, изд. «Мир», М., 1967.
3. Француз А. Г. В сб.: Механизмы опознания зрительных образов, изд. «Наука», Л., 1967.
4. Hubel D. H. & T. N. Wiesel. *Physiol.*, 160, 106, 1962.
5. Widrow B. *JEEE Trans. on Application and Industry*, Sept. vol. 83, № 74, pp. 269—277, 1964.