

УДК 004.93'1

*Т.Б. Мартынюк¹, А.Г. Буда¹, В.В. Хомюк¹, А.В. Кожемяко¹, Л.М. Куперштейн²*¹ Винницкий национальный технический университет, Украина² Винницкий финансово-экономический университет, Украина

kvantron@gmail.com, kuperok@mail.ru

Классификатор биомедицинских сигналов

В статье рассматриваются особенности построения и принцип функционирования цифрового фильтра в составе нейросетевого классификатора биомедицинских сигналов. Предлагается новый подход к реализации процесса классификации с использованием дискриминантных функций.

Введение

Анализ особенностей распознавания сигналов и изображений в медицинской диагностике показал актуальность и перспективность дальнейшего развития и широкого использования медицинских экспертных систем на базе новейших достижений в области нейротехнологий и нечеткой логики [1]. При этом лечебно-диагностический процесс можно представить в виде процесса обмена информацией между пациентом и врачом, причем от пациента данные о его состоянии поступают в виде биосигналов. В большинстве публикаций [2], [3] приводятся примеры обработки, анализа и распознавания биоэлектрических сигналов (БЭС). Эти биомедицинские сигналы наиболее приемлемы для классификации из-за возможности определения большинства признаков, которые доступны в процессе наблюдения (амплитудные, частотные, фазовые), а также из-за наличия развитых методов и средств их обработки и анализа [2]. При этом специфика процесса классификации БЭС предопределяет преимущества использования метода классификации с вычислением дискриминантных функций (ДФ) по начальным данным с ограниченными статистическими описаниями [2], [3].

Известно, что методы линейного дискриминантного анализа позволяют выбрать проекцию пространства изображения (образа) на пространство признаков таким образом, чтобы минимизировать внутриклассовое и максимизировать межклассовое расстояние в пространстве признаков. При этом фиксируются «грубые» закономерности экспериментальных данных об объекте классификации, поскольку линейные модели адекватны простым геометрическим конфигурациям областей пространства признаков [3].

Целью работы является разработка и исследование нового подхода с использованием метода обработки векторных данных по разностным срезам для реализации процесса классификации с вычислением ДФ.

Классификация образов с вычислением дискриминантных функций

В работе [2] приводятся обоснованные причины, по которым для задачи классификации БЭС выбираются их частотные признаки. Известные нейросетевые классификаторы биомедицинских сигналов и, в частности, БЭС [4], [5] представляют собой системы с обучением. А среди алгоритмов обучения для нейросетевых класси-

Областью применения методов, которые базируются на предсказаниях о классе решающих функций, являются классы, которые хорошо разделяются, а система признаков является ортонормированной. К ограничениям этих методов можно отнести то, что заранее необходимо знать вид решающей функции, а в процессе распознавания невозможно учесть новые знания о корреляциях между признаками [8].

Использование обработки по разностным срезам при классификации образов

В цифровом фильтре (ЦФ), который входит в состав рассмотренного классификатора [2], выполняются следующие операции:

1) умножение каждого элемента z_j , где $j = \overline{1, n}$, входного образа Z в виде векторного массива данных на соответствующие коэффициенты w_{ij} весовой матрицы \mathbf{W} , полученной в процессе обучения классификатора, с формированием векторных массивов (вектор-строк) взвешенных элементов вида:

$$A_i^0 = \{w_{i1} \cdot z_1, \dots, w_{in} \cdot z_n\}, i = \overline{1, m}; \quad (3)$$

2) суммирование взвешенных элементов вида:

$$a_{ij}^0 = w_{ij} \cdot z_j \quad (4)$$

в каждом векторном массиве A_i^0 с формированием сумм взвешенных элементов, которые представляют соответствующие ДФ $g_i(Z)$ согласно выражению (1) и соответствуют конкретным классам C_i распознавания образов;

3) сравнение полученных сумм $g_i(Z)$ между собой для определения максимальной по величине суммы среди них, что является признаком принадлежности входного образа Z в виде векторного массива к соответствующему классу C_{i_0} по выражению (2).

В данной работе предлагается новый подход с использованием метода обработки векторных данных по разностным срезам (РС) [9-12].

Итак, имеем следующие начальные данные: а) входной n -мерный образ $Z = \{z_1, \dots, z_j, \dots, z_n\}$; б) m классов $C = \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_m\}$; в) матрицу весовых коэффициентов $W = \{w_{ij}\}$, где $i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, n}$; г) исходный вектор классификации $P = \{p_i\}$, начальные значения элементов p_i которого равны нулю.

На первом этапе классификации по РС выполняют действия (п. 1), аналогичные действиям известного нейросетевого классификатора [2]. В результате имеем векторные массивы в виде вектор-строк A_i^0 (3), элементы a_{ij}^0 (4) которых соответствуют элементам конкретных ДФ $g_i(Z)$ вида (1). Представим элементы ДФ a_{ij}^0 как элементы матрицы A^0 (начального двумерного РС) вида

$$A^0 = \begin{bmatrix} a_{11}^0 & \dots & a_{1n}^0 \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{i1}^0 & \dots & a_{in}^0 \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{m1}^0 & \dots & a_{mn}^0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1^0 \\ \dots \\ A_i^0 \\ \dots \\ A_m^0 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

строки которой составляют элементы соответствующих ДФ $g_i(Z)$. Дальнейшие действия над элементами матрицы A^0 (5) имеют следующий вид [10], [11].

1. Определяется для каждого j -го столбца A_j^{t-1} прямоугольной матрицы A^{t-1} размерностью $m \times n$, где $j = \overline{1, n}$, $t = \overline{1, N}$, метрика – мера сходства в виде

$$q_j^{t-1} = \min_i A_j^{t-1} = \min_i a_{ij}^{t-1}, i = \overline{1, m}. \quad (6)$$

В результате имеем векторную метрику вида

$$q^{t-1} = (q_1^{t-1}, \dots, q_n^{t-1}). \quad (7)$$

2. Выполняется коррекция элементов столбцов матрицы A^{t-1} :

$$\bar{a}_{ij}^t = a_{ij}^{t-1} - q_j^{t-1}, \quad (8)$$

т.е. формируется матричный (двумерный) РС $\bar{A}^t = \{\bar{a}_{ij}^t\}$.

3. Проверяются условия для всех строк матрицы \bar{A}^t в виде:

$$\exists \bar{A}_i^t = 0, \quad t = \overline{1, N}, \quad (9)$$

$$\forall \bar{A}_i^t = 0. \quad (10)$$

В первом случае, т.е. при выполнении условия (9), остается нулевым соответствующий элемент p_i вектора классификации P , т.е.:

$$p_i = 0 \quad (11)$$

и в дальнейшем эта нулевая строка \bar{A}_i^t из обработки исключается. Переход к п. 4.

Во втором случае при выполнении условия (10) для последней нулевой строки \bar{A}_i^N матрицы \bar{A}^N формируется соответствующий единичный элемент p_l вектора классификации P , т.е.

$$p_l = 1, \quad l = \overline{1, m}. \quad (12)$$

Переход к п. 5.

4. Выполняется упорядочение матрицы \bar{A}^t в процессе продвижения вправо к краю нулевых элементов \bar{a}_{ij}^t во всех строках \bar{A}_i^t и формирование упорядоченного двумерного РС A^t . Переход к п. 1.

5. Процесс завершен.

Таким образом, последовательно будут обнулены все строки A_i^0 матрицы A^0 и соответствующие элементы p_i вектора классификации P , кроме элемента p_l , который соответствует последней обнуленной строке \bar{A}_i^N матрицы \bar{A}^N в последнем N -м цикле. Элемент p_l имеет единичное значение, которое свидетельствует о принадлежности входного образа Z к l -му классу классификации $C_{i0} = C_l$.

Итак, можно сформулировать такое решающее правило классификации образов по ДФ: для n -мерного образа Z , который представлен в виде его взвешенных компонентов (признаков) $a_{ij}^0 = w_{ij} \cdot z_j$, где z_j – j -й компонент входного вектора Z , w_{ij} – вес вхождения j -го компонента в i -й класс классификации, $i = \overline{1, m}$; $j = \overline{1, n}$, классификация выполняется следующим образом:

$$p_l = \{1 | \max_l A_l^0, l = \overline{1, m}\} \Rightarrow Z \in C_l, \quad (13)$$

где $C = \{C_1, \dots, C_m\}$ – множество классов;

$P = \{p_1, \dots, p_m\}$ – выходной вектор классификации.

Таким образом, суть обработки векторных массивов данных по РС для классификации образов состоит в использовании меры сходства между элементами $a_{i,j}^{t-1}$ векторного массива A_j^{t-1} в виде минимального элемента q_j^{t-1} (6) как общей части всех элементов массива A_j^{t-1} , где A_j^0 – j -й вектор-столбец входного двумерного массива A^0 ; N – количество этапов (циклов) обработки. Тогда разностный срез A_j^t вида

$$A_j^t = \left\{ a_{i,j}^{t-1} - q_j^{t-1} \right\}_{i=1}^m = \left\{ a_{i,j}^{t-1} - \min \left\{ a_{i,j}^{t-1} \right\}_{i=1}^m \right\} \quad (14)$$

можно рассматривать как вектор отличий векторного массива A_j^{t-1} в t -м цикле обработки.

Таким образом, при классификации образов по РС вводится векторная линейная метрика сходства (7) в отличие от скалярной линейной метрики – Манхэттенского расстояния. Кстати, все известные количественные меры сходства, а именно расстояние Хэмминга, функция корреляции, направляющие косинусы, метрика Минковского и все ее частичные случаи, мера сходства Танимото и другие представляют собой скалярные величины. То есть использованная двумерная метрика сходства (7) еще раз подчеркивает двумерный характер обработки по РС по всей матрице A^0 элементов ДФ в процессе классификации образов.

В результате использование обработки по РС позволяет не только совместить выполнение базовых операций (1) и (2) классификатора БЭС, но и отказаться от формирования (накопления) ДФ $g_i(Z)$ вида (1), т.е. наоборот, уменьшать эти величины одновременно на величину сходства q_j^{t-1} соответствующих одноименных элементов в матричном массиве A^{t-1} в каждом цикле обработки. Такие действия по исключению наименьших функций $g_i(Z)$ повторяются до момента, когда остается последняя функция $g_l(Z)$, которая является максимальной среди всех ДФ и определяет принадлежность образа Z к l -му классу [10], [11].

В этом случае ЦФ в виде матричного процессора содержит множитель (для формирования величин $w_{ij} \cdot z_j$), вычислительный блок (для формирования матриц A^t) и блок анализа (для формирования вектора исходных сигналов P) (рис. 1). Детальный сравнительный анализ аппаратных и временных затрат для предложенной структурной организации ЦФ (рис. 1) представлен в работе [12].

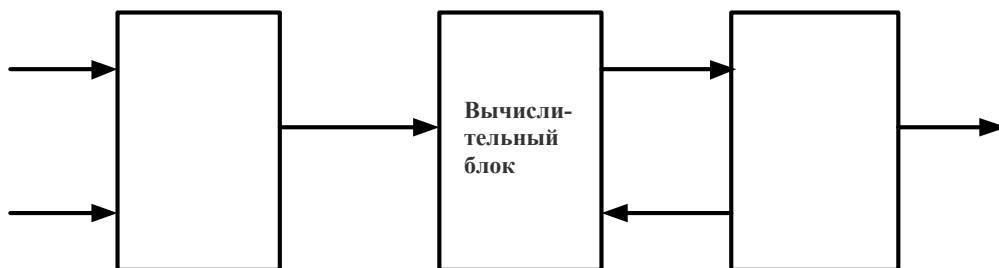


Рисунок 1 – Структурная схема ЦФ

Анализ особенностей нейросетевой реализации цифрового фильтра

Вычислительный блок и блок анализа в составе ЦФ (рис.1) можно рассматривать как карту РС, структура которой приведена на рис. 2 и которая содержит вычислительную карту в виде двумерной решетки ПЭ и карту признаков классификации в виде одномерной решетки ПЭ.

Структура карты РС, приведенная на рис. 2, имеет все основания называться искусственной топографической картой, поскольку является моделью отображения признаков [13] при наличии следующих свойств: а) пространственное положение выходов соответствует конкретной области признаков данных, которые выделены во входном пространстве; б) топология отображения содержит преобразование двумерного входного пространства в одномерное пространство признаков; в) преобразование имеет адаптивный характер; г) в качестве критерия соответствия используется критерий максимума дискриминантных функций; д) в качестве меры сходства используется вектор минэлементов как общих составных элементов векторных массивов; е) карта признаков имеет топологию одномерной решетки, которая задана выходным пространством.

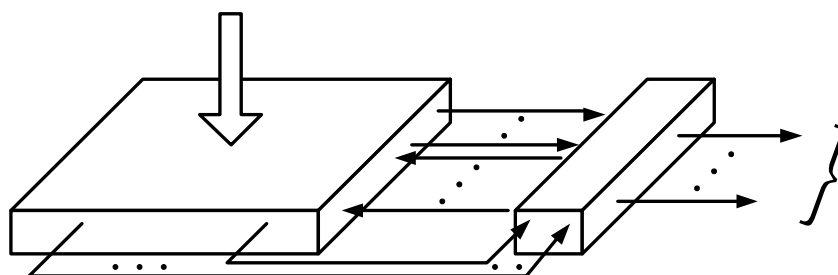


Рисунок 2 – Структура карты разностных срезов

Итак, проанализируем архитектуру нейросетевого классификатора с учетом особенностей ЦФ в его составе по примеру классификатора с преобразованием входного пространства [14]. ЦФ (рис. 2) в предложенном классификаторе содержит два слоя (не учитывая входной слой), причем количество столбцов вычислительной карты соответствует размерности n пространства информативных признаков. Размерность выходного слоя соответствует количеству классов m , к которым могут относиться объекты распознавания.

У классификатора с преобразованием входного пространства [14] пространство входных признаков преобразовывается в пространство большей размерности, а потом для классификации линейно разделимых классов в новом пространстве используется простой перцептрон с одним слоем обученных связей. Кроме того, между входным и скрытым слоями находятся связи, которые не обучаются, а между скрытым и выходным слоями – обученные связи. Количество слоев такого классификатора равно трем, учитывая входной слой.

В предложенном классификаторе пространство входных признаков тоже преобразовывается в пространство большей (двумерной) размерности, а потом в про-

Матрица элементов
дискриминантных функций

цессе обработки по РС данных вычислительной карты (скрытого слоя) через немодифицированные связи с картой признаков (выходной слой) формируется выходной вектор, который свидетельствует о принадлежности входного образа к определенному классу. В предложенном классификаторе, наоборот, связи между входным и скрытым слоями являются модифицированными (обученными), а между скрытым и выходным слоями – такими, что не обучаются. Учитывая наличие одной матрицы настраиваемых связей, как предложенный классификатор, так и известный классификатор с преобразованием входного пространства или РТС-классификатор [14] имеют определенные преимущества, связанные с обучением таких НС.

Итак, для классификации образа Z сформировано пространство топологических признаков таким образом: каждой строке A_i^0 начальной матрицы A^0 ставится в соответствие элемент p_i вектора топологических признаков P :

$$A_i^0 \rightarrow p_i, i = \overline{1, m} \quad (15)$$

или начальной матрице A^0 размерностью $m \times n$ ставится в соответствие вектор топологических признаков P размерностью m :

$$A^0 \rightarrow P, \quad (16)$$

т.е. выполняется сжатие входного двумерного пространства данных в одномерное пространство топологических признаков.

При этом вектор топологических признаков P или выходной вектор классификации вычисляется по принципу разностно-срезовой обработки векторных данных (по столбцам матрицы A^0) [10], [11]. Соответственно, веса нейронов изменяются по столбцам матрицы A^{t-1} по формуле (14), а перед обучением веса инициализируются по формуле (4). Используется обучение без учителя, этот метод обучения является конкурентным, поскольку исключаются нейроны в строках матрицы A^0 с нулевой активностью. Процесс обучения имеет итерационный характер и выполняется до момента стабилизации, т.е. до обнуления всех весов. Выходом НС на базе карты РС (рис. 2), которая фактически представляет структуру ЦФ (рис. 1), являются координаты строки нейронов матрицы A^0 , которая является победителем.

Выводы

1. Использование РС в процессе классификации БЭС с формированием ДФ обуславливает применение векторной линейной метрики сходства в отличие от известных скалярных метрик (метрики Минковского, расстояния Хэмминга, евклидового и Манхэттенского расстояний и т.п.). Это подчеркивает двумерный характер обработки по РС по всей матрице элементов ДФ в процессе классификации БЭС, что позволяет отказаться от формирования (накопления) ДФ с последующим их сравнением за счет уменьшения величин ДФ одновременно на величину сходства соответствующих одноименных элементов матрицы в каждом цикле обработки.

2. Особенность предложенной многослойной нейросети, которая используется в составе ЦФ для классификации образов, состоит в применении конкурентного обучения без учителя, который имеет итеративный характер с завершением в момент стабилизации (обнуления) строк матрицы, которая загружается в скрытый двумерный слой нейросети в начале работы. Таким образом, предложенная нейросеть имеет признаки карты с самоорганизацией (по аналогии с картой Кохонена), в которой

выполняется сжатие двумерного пространства входных данных в одномерное пространство топологических признаков, т.е. формирование вектора принадлежности входного образа к определенному классу.

Литература

1. Круглов В.В. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети : учебн. пособие / Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. – М. : Изд-во физ-мат. лит-ры, 2001. – 224 с.
2. Бернюков А.К. Распознавание биоэлектрических сигналов / А.К. Бернюков, Л.Т. Сушкова // Зарубежная радиоэлектроника. – 1996. – № 12. – С. 47-51.
3. Рангайян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический поход / Рангайян Р.М. [пер. с англ. А.П. Немирко]. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2007. – 440 с.
4. Ежов А. Нейронные сети в медицине / А. Ежов, В. Четкин // Открытые системы. – 1997. – № 4. – С. 34-37.
5. Нейронный классификатор [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.chat.ru/~neurocomp/>.
6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Осовский С.; [пер. с польск. И.Д. Рудинского]. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
7. Капустій В. Побудова та дослідження моделі навчання метричних класифікаторів на основі ймовірно-комбінаторного підходу / В. Капустій, Б. Русин, В. Таянов // Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів : Дев'ята Всеукр. міжнар. конф. (УкрОБРАЗ'2008), 3 – 7 листопада 2008 р.: праці. – Київ, 2008. – С. 19-22.
8. Аналитический обзор методов распознавания образов и принятия решений [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://lc.boom.ru/aidos/aidos99/3.htm>.
9. Мартинюк Т.Б. Реалізація концепції різницевих зрізів при обробленні зображень та розпізнаванні образів / Т.Б. Мартинюк, А.В. Кожем'яко // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2001. – № 1. – С. 79-85.
10. Паралельний метод класифікації біоелектричних сигналів за принципом різницевих зрізів / Т.Б. Мартинюк, С.В. Павлов, Ж.О. Бітюкова, Н.В. Белік // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2004. – № 2 (8). – С. 102-112.
11. Патент 80562 України, МПК G06K9/52, G06K9/62. Спосіб класифікації образів / Т.Б. Мартинюк, Ж.О. Бітюкова, С.В. Костюк ; Вінниц. нац. техн. ун-т. – № a200503825 ; заявл. 22.04.2005 ; опубл. 10.10.2007, Бюл. № 16.
12. Мартинюк Т.Б. Використання методу різницевих зрізів для розпізнавання біоелектричних сигналів / Т.Б. Мартинюк, М.В. Топчанюк, А.О. Луньов // Автоматика 2006 : XIII Міжнар. конф. з автоматичного управління, 25 – 28 вересня 2006 р.: матеріали. – Вінниця : УНІВЕРСУМ – Вінниця, 2007. – С. 418-424.
13. Хайкин С. Нейронные сети / Хайкин С. ; полный курс : пер. с англ. – М. : ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
14. КуССуль Н.Н. Нейросетевая аппроксимация метода динамического программирования на основе классификаторов с преобразованием входного пространства / Н.Н. КуССуль, М.Э. КуССуль // УСиМ. – 2001. – № 1. – С. 52-57.

Т.Б. Мартинюк, А.Г. Буда, В.В. Хом'юк, А.В. Кожем'яко, Л.М. Куперштейн

Класифікатор біомедичних сигналів

У статті розглядаються особливості побудови і принцип функціонування цифрового фільтра у складі нейромережного класифікатора біомедичних сигналів. Пропонується новий підхід до реалізації процесу класифікації з використанням дискримінантних функцій.

T.B. Martyniuk, A.G. Buda, V.V. Khomyuk, A.V. Kozhemiako, L.M. Kupershtein

Classifier of Biomedical Signals

The features of construction and operation of the digital filter in the neural-network classifier of biomedical signals are considered in the article. A new approach to the implementation of the classification process using the discriminant functions is proposed.

Статья поступила в редакцию 30.06.2010.