

Список литературы

1. Multiclassification: reject criteria for the Bayesian combiner / P. Foggia, C. Sansone, F. Tortorella, M. Vento // *Pattern recognition*. – 1999. – 32. – P. 1435-1447.
2. Шапиро Л. Компьютерное зрение. Пер. с англ. / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М.: Бином, 2006. – 752 с.
3. Путятін Є.П. Методи та алгоритми комп'ютерного зору: навч. посібник / Є.П. Путятін, В.О. Гороховатський, О.О. Матат. – Х.: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 236 с.
4. Медиковський М.О. Метод розроблення словника для побудови семантичного опису графічного об'єкта / М.О. Медиковський, М.П. Чаплагін // *Вісник НУ «Львівська політехніка». Комп'ютерні науки та інформаційні технології*. – 2007. – № 598. – С. 149-153.
5. Гороховатський В.А. Применение отношений на множестве характерных признаков изображений при распознавании на основе голосования / В.А. Гороховатський // *Бионика интеллекта*. – 2008. – № 1 (68). – С. 87-93.
6. Арлазаров В.В. Определение достоверности результатов распознавания символа в системе Cognitive Forms / В.В. Арлазаров, В.М. Кляцкин. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа до статті: <ftp.doi.ru/pub/users/download/sbornic/sbornic5/Doc2.doc>.
7. Lowe D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints / D.G. Lowe // *International Journal of Computer Vision*. – 2004. – 60, 2. – P. 91-110.
8. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности: справ. изд. / Под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.

Поступила в редколлегию 24.09.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.А. Филатов, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

АНАЛІЗ ВЕКТОРА АЛЬТЕРНАТИВ ЯК ЗАСІБ ПІДВИЩЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ РІШЕНЬ У МЕТОДАХ СТРУКТУРНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ

В.О. Гороховатський

Розглянуто питання підвищення рівня інтелектуалізації систем структурного розпізнавання зображень. Це досягнуто шляхом обробки множини значень альтернатив класів. Введена модифікація підвищує достовірність розрізнення як структурних елементів, так і об'єктів. Наведено результати комп'ютерних експериментів для множини генерованих даних, що підтверджують ефективність підходу.

Ключові слова: структурні методи розпізнавання зображень, структурні елементи, алфавіт класів, ступінь близькості, метрика, обробка альтернатив, локальні та глобальні рішення, достовірність, завадостійкість.

THE ANALYSIS OF ALTERNATIVES VECTOR AS THE WAY OF RELIABILITY DECISIONS INCREASING IN METHODS OF STRUCTURAL RECOGNITION

V.O. Gorohovatsky

Questions of increasing the intellectualization systems level of structural image recognition are considered. It is achieved by processing set of alternative values of classes. The suggested updating raises reliability of distinction both structural elements, and objects. Results of computer experiments on set of the generated data, which confirms efficiency of the approach, are shown.

Key words: structural methods of image recognition, structural elements, the alphabet of classes, a degree of affinity, the metrics, alternatives processing, local and global decisions, reliability, noise immunity.

УДК 004.932.2:004.93'14

Е.А. Егорова¹, В.Г. Иванов², Е.С. Сакало¹¹Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков²Национальная юридическая академия им. Ярослава Мудрого, Харьков

ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ САМООРГАНИЗУЮЩЕЙСЯ КАРТЫ КОХОНЕНА НА ОСНОВЕ ФИЛЬТРА КАЛМАНА-МЕЙНА

Развивается подход к оптимизации процесса самообучения самоорганизующейся карты, предназначенной для анализа изображений, когда обрабатываемые образы «загрязнены» различного рода возмущениями. В основе подхода лежит поиск оптимального шага настройки на основе калмановской фильтрации. Введенный алгоритм вычислительно прост и предназначен для обработки информации в режиме реального времени по мере ее поступления.

Ключевые слова: нейронные сети, обработка изображений, самоорганизующаяся карта Кохонена, фильтр Кальмана-Мейна.

Введение

В задачах обработки изображений, связанных с сегментацией, кластеризацией, сжатием, выделени-

ем признаков и т.п., широкое распространение получили искусственные нейронные сети, введенные Т. Кохоненом [1] и основанные на принципах конкурентного самообучения.

Эти сети имеют простую однослойную архитектуру, при этом обрабатываемая информация передается и обрабатывается как в прямом направлении от входа к выходу, так и по поперечным (латеральным) каналам, связывающих все нейроны сети между собой.

Обработка изображений с помощью данной сети обычно производится следующим образом: входной образ размером $M \times N$ пикселей разбивается на блоки размером $m \times n$, каждый из которых преобразуется в векторную форму размерности $mn \times 1$.

Затем с помощью обучающей выборки, содержащей $MN(mn)^{-1}$ векторов наблюдений $x(k)$, $k = 1, 2, \dots, MN(mn)^{-1}$, нейронная сеть настраивается с помощью принятого правила самообучения. При этом предполагается, что архитектура в слое Кохонена содержит p нейронов – адаптивных линейных ассоциаторов с синаптическими весами, заданными в форме $(mn \times 1)$ -векторов $w_q = (w_{q1}, w_{q2}, \dots, w_{q, mn})^T$, $q = 1, 2, \dots, j, \dots, p$. Таким образом, всего сеть содержит mpn настраиваемых весов.

В основе процедуры самоорганизации лежат принципы конкурентного самообучения, а ее работа начинается с инициализации синаптических весов сети, которые обычно выбираются случайным образом, при этом производится нормирование весов на гипершар так, чтобы $\|w_q(0)\| = 1$. Сама же процедура самоорганизации выполняется в три основных этапа: конкуренции, кооперации и синаптической адаптации. Наибольшее распространение на сегодня получено правило настройки, основанное на принципе «победитель получает больше» (WTM) и имеющее вид:

$$w_q(k) = w_q(k-1) + \eta(k) h_{jq}(k-1) \times (x(k) - w_q(k-1)), \quad q = 1, 2, \dots, p, \quad (1)$$

где $\eta(k)$ – скалярный параметр шага настройки, определяющий скорость самообучения; $h_{jq}(k-1)$ – функция соседства, зависящая от расстояния между нейроном победителем w_j и любым другим нейроном w_q слоя Кохонена и некоторого скалярного параметра δ , задающего ее ширину. Функция соседства имеет колоколообразную форму, чаще всего это гауссиан

$$h_{jq}(k-1) = \exp\left(-\frac{\|w_j(k-1) - w_q(k-1)\|^2}{(2\delta^2)}\right), \quad (2)$$

при этом, естественно, $h_{jj}(k-1) = 1$. При $\delta \rightarrow 0$ сеть обучается по принципу «победитель получает все» (WTA) и на каждом такте обучения настраивается единственный нейрон-победитель.

Параметр шага $\eta(k)$ обычно определяется из эмпирических соображений и уменьшается в про-

цессе настройки согласно условиям А. Дворецкого

$$\eta(k) > 0, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \sum_k \eta(k) = \infty, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \sum_k \eta^2(k) < \infty, \quad (3)$$

при этом говорить об оптимизации скорости сходимости, естественно, не приходится.

Говоря об оптимизации процессов обработки информации, следует отметить такой мощный и эффективный математический аппарат, каковым является калмановская фильтрация.

В общем случае фильтр Калмана представляет собой систему рекуррентных соотношений и предназначен для оценивания ненаблюдаемых состояний динамических систем, находящихся под влиянием синаптических возмущений. При этом предполагается, что параметры этой системы известны, а наблюдаемые переменными являются ее входные и выходные сигналы. Фильтр Калмана получил широкое распространение при синтезе систем управления динамическими стохастическими объектами, функционирующими в условиях неопределенности, благодаря возможности обработки информации в реальном времени, своим адаптивным свойствам, простоте численной реализации.

За последние годы были проведены успешные исследования по использованию фильтра Калмана для обучения искусственных нейронных сетей для решения задач аппроксимации, идентификации, прогнозирования, распознавания образов, т.е. проблем, лежащих в рамках парадигмы обучения с учителем [2]. Что же касается задач, связанных с самообучением (кластеризация, сжатие данных, обработки изображений), известно очень небольшое число публикаций по этой проблеме.

Так, в [3] было предложено определять параметры шага обучения с помощью фильтра Калмана [4 – 7], что, хотя и усложняет численную реализацию правил обучения с одной стороны, с другой – позволяет существенно ускорить процесс настройки и сократить объем обучающей выборки.

В данной работе предпринимается попытка использования фильтра Калмана-Мейна [8, 9] для нахождения параметра шага, что по сравнению с традиционным фильтром Калмана позволит существенно упростить численную реализацию процесса настройки синаптических весов сети.

Фильтр Калмана

В [3] для описания процесса настройки самоорганизующейся карты Кохонена предложено использовать математическую модель системы в пространстве состояний вида

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + \xi_x(k); \\ o(k) = C(k)x(k) + \xi_o(k), \end{cases} \quad (4)$$

где $x(k)$ – недоступный непосредственному наблюдению фазовый вектор системы (процесс обучения), подлежащий оцениванию, $j(k)$ – наблюдаемый векторный выходной сигнал; $A(k)$ и $C(k)$ – извест-

ные переходная матрица системы и матрица измерений соответственно; $\xi_x(k)$ и $\xi_o(k)$ – векторы возмущений и ошибок измерений соответственно, представляющие собой векторные случайные последовательности типа белого шума с нулевым математическим ожиданием и ограниченным вторым моментом, такие, что

$$M\{\xi_x(k)\xi_x^T(k+\tau)\} = \begin{cases} Q_x(k) < \infty I \text{ при } \tau = 0; \\ 0 \text{ в противном случае;} \end{cases}$$

$$M\{\xi_o(k)\xi_o^T(k+\tau)\} = \begin{cases} Q_o(k) < \infty I \text{ при } \tau = 0; \\ 0 \text{ в противном случае.} \end{cases}$$

Здесь I – единичная матрица соответствующей размерности. Для оценивания наблюдаемого вектора состояний может быть использован фильтр Калмана в виде, представленном на рис. 1 и описываемый системой рекуррентных соотношений вида

$$\begin{cases} x^*(k+1) = A(k)x^*(k); \\ \hat{x}(k) = x^*(k) + K(k)(o(k) - C(k)x^*(k)); \\ K(k) = P^*(k)C^T(k)(C(k)P^*(k)C^T(k) + Q_o(k))^{-1}; \\ \tilde{P}(k) = P^*(k) - K(k)C(k)P^*(k); \\ P^*(k+1) = A(k)\tilde{P}(k)A^T(k) + Q_x(k). \end{cases} \quad (5)$$

К. Хезе [3], заметив структурное подобие (1) и второго соотношения (5) предложила вместо параметра шага $\eta(k)$ в (1) использовать матричный коэффициент усиления фильтра Калмана $K(k)$.

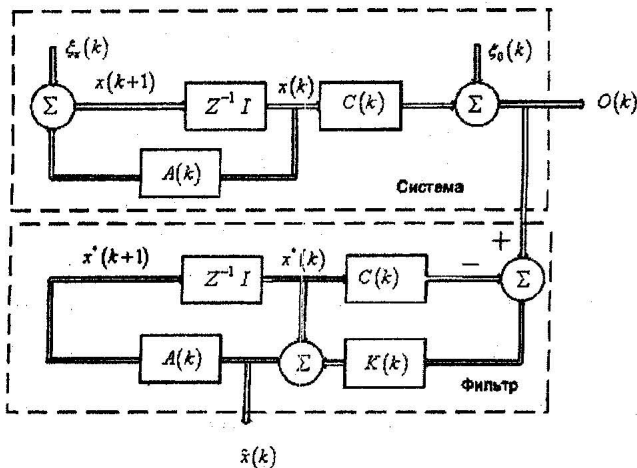


Рис. 1. Фильтр Калмана

Фильтр Калмана-Мейна

Д. Мейн (8) предложил метод, с помощью которого фильтр Калмана можно использовать для оценки параметров системы, а не состояний.

Модель оценивания Калмана-Мейна состоит из уравнений, которые аналогичны уравнениям обычного калмановского фильтра, за исключением того, что вектор параметров и вектор состояний меняются местами. Положим, что вектор параметров саморор-

ганизуемой карты, он же вектор координат центров кластеров эволюционирует во времени в соответствии с рекуррентным уравнением

$$w(k+1) = w(k) + \xi_w(k), \quad (6)$$

где $w(k)$ – $(m \times 1)$ -вектор, образованный всеми синаптическими весами сети; $\xi_w(k)$ – случайная векторная последовательность такая, что

$$M\{\xi_w(k)\} = 0, \quad M\{\xi_w(k)\xi_w^T(k+\tau)\} = \begin{cases} Q_w(k) < \infty I \text{ при } \tau = 0; \\ 0 \text{ в противном случае.} \end{cases}$$

В качестве наблюдаемых выходов системы $o(k)$ будем рассматривать вектор синаптических весов $w(k)$, взвешенный на значения соответствующих функций соседства $h_{jq}(k)$, при этом уравнение измерений фильтра Калмана-Мейна может быть записано в виде

$$o(k) = H_{jq}(k)w(k) + \xi_o(k), \quad (7)$$

где $H_{jq}(k)$ – диагональная матрица, образованная соответствующими значениями функций соседства $h_{jq}(k)$ каждого нейрона сети.

Таким образом, фильтр Калмана-Мейна вместо модели (4) в качестве модели обучения использует конструкцию вида

$$\begin{cases} w(k+1) = w(k) + \xi_w(k); \\ o(k) = H_{jq}(k)w(k) + \xi_o(k), \end{cases} \quad (8)$$

а вместо уравнений (5) – систему рекуррентных соотношений

$$\begin{cases} w^*(k+1) = \hat{w}(k); \\ \hat{w}(k) = \hat{w}(k-1) + K(k) \times \\ \times (o^*(k) - H_{jq}(k-1)\hat{w}(k-1)); \\ K(k) = P^*(k)H_{jq}^T(k-1) \times \\ \times (H_{jq}(k-1)P^*(k)H_{jq}^T(k-1) + Q_o(k))^{-1}; \\ \tilde{P}(k) = P^*(k) - K(k)H_{jq}(k-1)P^*(k); \\ P^*(k+1) = \tilde{P}(k) + Q_w(k), \end{cases} \quad (9)$$

где $o^*(k) = H_{jq}(k-1)(x^T(k), x^T(k), \dots, x^T(k))^T = H_{jq}(k-1)x^*(k)$.

На рис. 2 представлен фильтр Калмана-Мейна, реализующий соотношения (8), (9).

Второе уравнение системы (9) может быть переписано в виде

$$\hat{w}(k) = \hat{w}(k-1) + K(k)H_{jq}(k-1)(x^*(k) - \hat{w}(k-1)), \quad (10)$$

сравнивая который с (1) можно сделать вывод о том, что (10) является обобщением правила обучения Кохонена и модификацию алгоритма Хезе с мат-

ричним параметром шага настройки, рассчитываемым с помощью фильтра Калмана-Мейна.

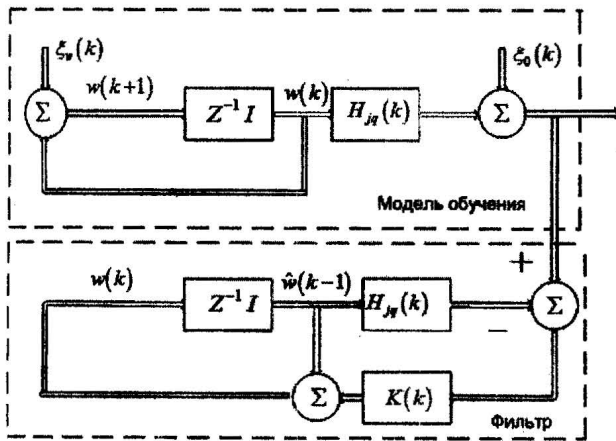


Рис. 2. Фильтр Калмана-Мейна.

На рис. 3 приведена общая схема обучения карты Кохонена на основе развиваемого подхода.

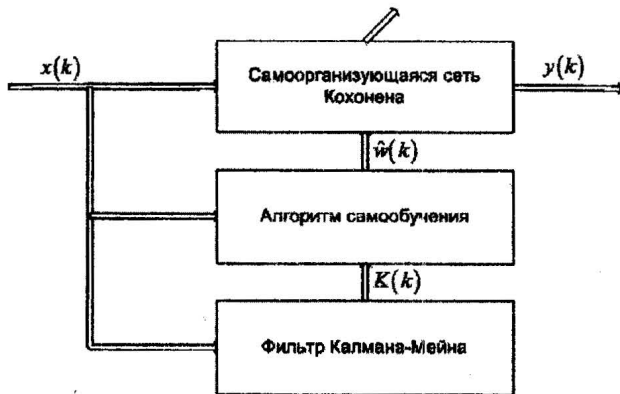


Рис. 3. Обучение карты Кохонена с помощью фильтра Калмана-Мейна.

Данная схема содержит собственно самоорганизующуюся сеть Кохонена с традиционным алгоритмом обучения, при этом обрабатываемая информация дополнительно анализируется фильтром Калмана-Мейна, рассчитывающим в реальном вре-

мени параметр шага настройки $\eta(k)$ в матричной форме.

Выводы

Рассмотрена задача обучения самоорганизующейся карты Кохонена на основе фильтра Калмана-Мейна. Синтезированный алгоритм отличается от традиционного правила самообучения наличием матричного коэффициента усиления вместо традиционного скалярного параметра шага, что позволит ускорить процесс настройки синаптических весов сети.

Список литературы

1. Kohonen T. *Self-Organizing Maps* / T. Kohonen. – Berlin: Springer-Verlag, 1995. – 362 p.
2. *Computative analysis of backpropagation and the extended Kalman filter for training multilayer perceptrons* / D.W. Ruck, S.K. Rogers, P.S. Kabrisky, M.E. Oxley // IEEE Trans. on Pattern Anal. Machins Intell. – 1992. – 14. – P. 686-691.
3. Haese K. *Self-organizing feature maps with self-adjusting learning parameters* / K. Haese // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1998. – 9. – P. 1270-1278.
4. Эйххофф П. *Основы идентификации систем управления. Оценивание параметров и состояния* / П. Эйххофф. – М.: Мир, 1979. – 302 с.
5. *Фильтрация и стохастическое управление в динамических системах* / Под ред. К. Леондеса. – М.: Мир, 1980. – 408 с.
6. Браммер К. *Фильтр Калмана-Бьюси* / К. Браммер, Г. Зиффлинг. – М.: Наука, 1982. – 200 с.
7. Изерман Р. *Цифровые системы управления* / Р. Изерман. – М.: Мир, 1984. – 543 с.
8. Mayne D.Q. *Optimal non-stationary estimation of the parameters of a linear system with Gaussian inputs* / D.Q. Mayne // J. Elect. Contr. – 1963. – 14. – P. 101-112.
9. Грон Д. *Методы идентификации систем* / Д. Грон. – М.: Мир, 1979. – 302 с.

Поступила в редколлегию 10.10.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Е.В. Бодянский, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ НАВЧАННЯ КАРТИ КОХОНЕНА, ЦЬО САМООРГАНІЗОВУЄТЬСЯ, НА ОСНОВІ ФІЛЬТРУ КАЛМАНА-МЕЙНА

О.А. Егорова, В.Г. Иванов, Е.С. Сакало

Розвивається підхід до оптимізації процесу самонавчання карти, що самоорганізовується, призначеної для аналізу зображень, коли оброблювані образи «забруднені» різного роду обуреннями. У основі підходу лежить пошук оптимального кроку настройки на основі калмановської фільтрації. Введений алгоритм обчислювально простий і призначений для обробки інформації в режимі реального часу у міру її надходження.

Ключові слова: нейронні мережі, обробка зображень, карта Кохонена, що самоорганізовується, фільтр Калмана-Мейна.

OPTIMIZATION OF PROCESS OF TEACHING OF THE SELFORGANIZED CARD OF KOKHONENA ON THE BASIS OF FILTER OF KALMAN-MEYN

E.A. Egorova, V.G. Ivanov, E.S. Sakalo

Approach develops to optimization of process of self-training of the selforganized card, intended for the analysis of images, when the processed appearances are «muddy» different family by indignations. In basis of approach the search of optimum step of tuning lies on the basis of Kalman filtration. Entered algorithm calculable simple and intended for treatment of information in the real-time mode as far as its receipt.

Keywords: networks of neurons, processing of images, selforganized card of Kokhonena, filter of Kalman-Meyn.