

УДК 535.317.2+535.44

М. В. Г у н ь к о, О. В. Р о ж к о в

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ИДЕНТИФИКАЦИИ БОЛЬШОГО НАБОРА ИСКАЖЕННЫХ СЛУЧАЙНЫМ ОБРАЗОМ ВХОДНЫХ СИГНАЛОВ ОПТИКО-ЭЛЕКТРОННОЙ НЕЙРОСЕТЬЮ

В рамках цифровой модели однослойной оптико-электронной нейросети на основе крупноформатного оптического векторно-матричного умножителя проведен анализ допустимого уровня шума во входных образах при их автоассоциативном распознавании. Показано, что за счет объединения схожих эталонных образов памяти в группы и построения отдельных весовых нейроматриц для каждой из этих групп, а также одной первичной матрицы для набора обобщенных прообразов каждой группы можно значительно увеличить допустимый уровень шума в идентифицируемых входных образах без существенного увеличения временных затрат на их полное и безошибочное восстановление. Рассмотрены особенности обучения такой нейросети.

Для проведения анализа допустимого уровня шума во входных образах применялась специально разработанная цифровая модель однослойной автоассоциативной сети Хопфилда с предварительной ортогонализацией эталонов [1, 2]. В качестве набора эталонных образов для моделирования был выбран наиболее сложный для распознавания — набор китайских иероглифов с форматом образа 16 бит × 16 бит (рис. 1). Как показало предварительное моделирование, при увеличении количества иероглифов в наборе с 20 до 61 допустимый уровень шума во входном образе при условии стопроцентной идентификации снижается



Рис. 1. Китайские иероглифы

с 40 до 20 %. Он определяет предельную емкость системы (очевидно, что емкость системы будет зависеть также от класса обрабатываемых образов, их схожести и т.п.).

Таким образом, максимальная емкость нейросети данной конфигурации (с длиной входного вектора $N = 256$) составляет 60–65 образов, т.е. приблизительно $N/4$, при допустимом уровне шума во входном образе, составляющем 20 %.

Однако можно значительно улучшить характеристики объема памяти или допустимого уровня шума, проведя дополнительный анализ набора эталонных образов. Если проанализировать матрицу попарных произведений эталонных векторов памяти (рис. 2), то можно легко заметить, что в отличие от букв латинского алфавита [2] иероглифы имеют большую степень ортогональности (значение попарных произведений не более 64). Однако поскольку символов в китайской иероглифической письменности намного больше, чем в латинском алфавите, то среди иероглифов имеется значительное количество схожих пар; это, соответственно, ограничивает распознавательную способность нейросистемы. Если же наиболее схожие эталонные образы объединить в группы и вычислить для каждой из полученных групп обобщенный прообраз и именно его использовать затем вместо всех образов данной группы при расчете общей матрицы нейровесов, то количество образов в исходном наборе эталонов значительно снизится. Это приведет к увеличению допустимого уровня шума (или емкости ней-

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 12 | 18 | 2 | 64 | 54 | 70 | -2 | 60 | 24 | 16 | 14 | 2 | 28 | 14 | 0 | 18 | 12 | 20 | 28 | 22 | 24 | 14 | 72 | 22 | 14 | 38 | 50 | 6 | 18 | -12 |
| 34 | 44 | 96 | 18 | 16 | 20 | 56 | 26 | 30 | 38 | 60 | 60 | 22 | 48 | 22 | 40 | 38 | 50 | 30 | 32 | 18 | 24 | 30 | 52 | 28 | 44 | 4 | 4 | 12 | 32 |
| 152 | 54 | 38 | 44 | 74 | 34 | 70 | 48 | -8 | -4 | 26 | 86 | -4 | 2 | 64 | 46 | 8 | 8 | 64 | 58 | 32 | 2 | 16 | 26 | -18 | 6 | 18 | 22 | 46 | 60 |
| 36 | 58 | 118 | 20 | 38 | 14 | 78 | 32 | 56 | 28 | 50 | 34 | 16 | 70 | 16 | 2 | 16 | 8 | 56 | 26 | 16 | 54 | 32 | 66 | 10 | 38 | 42 | -14 | 26 | 40 |
| 296 | 70 | 58 | 16 | 58 | -2 | 34 | 72 | 28 | 32 | 50 | 46 | 16 | 18 | 48 | 22 | 36 | 20 | 56 | 14 | -4 | 54 | -16 | 22 | -14 | 42 | -2 | 10 | 30 | 24 |
| 70 | 296 | 36 | 78 | 32 | 88 | 0 | 78 | 38 | 78 | 48 | 4 | 62 | 8 | 14 | 28 | 66 | 10 | 74 | 20 | 22 | 40 | 6 | 20 | -4 | 56 | 52 | 44 | 40 | 10 |
| 58 | 36 | 296 | 26 | 64 | 12 | 48 | 62 | 74 | 30 | 28 | 28 | -2 | 84 | 78 | 12 | 22 | 22 | 78 | 20 | 10 | 108 | 10 | 44 | 56 | 0 | 28 | -36 | 56 | 6 |
| 16 | 78 | 26 | 296 | 50 | 196 | 54 | 16 | 44 | 108 | 46 | 42 | 88 | 62 | 44 | 70 | 96 | 48 | 40 | 42 | 72 | 50 | 56 | 10 | 22 | 26 | 78 | 82 | 00 | 52 |
| 58 | 32 | 64 | 50 | 296 | 24 | 72 | 154 | 82 | 30 | 44 | 72 | 38 | 80 | 78 | 60 | 22 | 42 | 190 | 44 | 34 | 64 | 22 | 20 | 28 | 28 | 8 | 16 | 84 | 30 |
| -2 | 88 | 12 | 196 | 24 | 296 | 12 | 38 | 14 | 78 | 24 | 8 | 62 | 32 | 30 | 52 | 66 | 54 | 42 | 76 | 08 | 20 | 58 | 60 | 36 | 60 | 128 | 64 | 52 | 34 |
| 34 | 0 | 48 | 54 | 72 | 12 | 296 | 50 | 34 | 86 | 64 | 116 | 38 | 56 | 46 | 40 | 82 | 6 | 62 | 84 | 74 | 84 | 74 | 48 | 0 | 36 | 12 | -4 | 44 | 42 |
| 72 | 78 | 62 | 16 | 194 | 38 | 50 | 296 | 84 | 52 | 50 | 54 | 56 | 42 | 80 | 50 | 44 | 12 | 128 | 34 | 32 | 86 | 32 | 34 | 34 | 64 | 30 | 10 | 38 | -8 |
| 28 | 38 | 74 | 44 | 32 | 14 | 34 | 84 | 296 | 108 | 150 | 106 | 136 | 102 | 44 | 58 | 104 | 36 | 64 | 14 | 8 | 146 | 32 | 22 | 70 | 00 | 18 | 6 | 50 | 28 |
| 32 | 78 | 30 | 108 | 30 | 78 | 86 | 52 | 108 | 296 | 114 | 70 | 120 | 66 | 12 | 22 | 212 | 48 | 28 | 70 | 104 | 170 | 36 | 10 | -6 | 58 | 66 | 38 | 54 | 8 |
| 50 | 48 | 28 | 46 | 44 | 24 | 64 | 50 | 150 | 114 | 296 | 140 | 166 | 60 | 22 | 40 | 114 | 50 | 18 | 32 | 22 | 108 | 54 | 48 | 16 | 144 | 12 | 24 | 0 | 66 |
| 46 | 4 | 28 | 42 | 72 | 8 | 116 | 54 | 106 | 70 | 140 | 296 | 106 | 48 | 62 | 36 | 70 | 38 | 54 | 64 | 74 | 68 | 54 | 32 | 0 | 76 | 16 | 12 | 36 | 62 |
| 16 | 62 | -2 | 88 | 38 | 62 | 38 | 56 | 136 | 120 | 166 | 106 | 296 | 22 | 8 | 26 | 116 | 44 | 36 | 34 | 104 | 82 | 4 | 18 | 30 | 142 | 26 | 26 | 38 | 20 |
| 18 | 8 | 84 | 62 | 80 | 32 | 56 | 42 | 102 | 66 | 60 | 48 | 22 | 296 | 78 | 84 | 54 | 66 | 54 | 24 | 14 | 92 | 46 | 36 | 72 | 24 | 36 | 36 | 108 | 62 |
| 48 | 14 | 78 | 44 | 78 | 30 | 46 | 80 | 44 | 12 | 22 | 62 | 8 | 78 | 296 | 114 | 8 | 16 | 56 | 30 | 28 | 54 | -8 | -6 | 34 | -22 | -2 | 42 | 86 | 4 |
| 22 | 28 | 12 | 70 | 60 | 52 | 40 | 50 | 58 | 22 | 40 | 36 | 26 | 84 | 114 | 296 | 38 | 42 | 46 | 8 | -2 | 4 | 70 | 4 | 56 | 0 | 32 | 104 | 72 | 106 |
| 36 | 66 | 22 | 96 | 22 | 66 | 32 | 44 | 104 | 212 | 114 | 70 | 116 | 54 | 8 | 38 | 296 | 52 | 20 | 58 | 100 | 162 | 36 | 18 | -14 | 58 | 58 | 30 | 50 | 12 |
| 20 | 10 | 22 | 48 | 42 | 54 | 6 | 12 | 36 | 48 | 50 | 38 | 44 | 66 | 16 | 42 | 52 | 296 | 64 | 78 | 72 | 30 | 40 | 66 | 90 | 82 | 22 | -2 | 26 | 48 |
| 56 | 74 | 78 | 40 | 190 | 42 | 62 | 128 | 64 | 28 | 18 | 54 | 36 | 54 | 56 | 46 | 20 | 64 | 296 | 42 | 44 | 42 | 32 | 50 | 46 | 26 | 38 | 14 | 82 | 24 |
| 14 | 20 | 20 | 42 | 44 | 76 | 84 | 34 | 14 | 70 | 32 | 64 | 34 | 24 | 30 | 8 | 58 | 78 | 42 | 296 | 154 | 52 | 66 | 72 | 24 | 76 | 72 | 8 | 28 | 2 |
| -4 | 22 | 10 | 72 | 34 | 98 | 74 | 32 | 8 | 104 | 22 | 74 | 104 | 14 | 28 | -2 | 100 | 72 | 44 | 154 | 296 | 62 | 24 | 42 | 14 | 66 | 82 | 10 | 54 | -16 |

Рис. 2. Фрагмент таблицы попарных произведений

росистемы) при условии стопроцентного распознавания (идентификации). Однако при этом обработку искаженного образа в однослойной оптико-электронной нейросети на основе крупноформатного оптического векторно-матричного умножителя [3] необходимо проводить в два этапа.

Этап 1. Загружается весовая нейроматрица базовых образов, на вход нейросети подается искаженный случайным образом сигнал, и система определяет соответствующий ему базовый (групповой) образ, т.е. проводится классификация искаженного входного образа.

Этап 2. Загружается весовая матрица данной группы, соответствующей найденному базовому образу; на вход нейросистемы подается тот же искаженный случайным образом сигнал, и нейросеть осуществляет его идентификацию методом автоассоциативного восстановления.

Таким образом, фактически эмулируется двухслойная нейросеть, оптико-электронная реализация которой затруднительна. Поэтому аппаратно такая схема реализуется однослойным оптико-электронным нейросоппроцессором посредством последовательной (двухэтапной) обработки с перезагрузкой матрицы нейровесов.

Специфика подготовительной работы при такой обработке заключается в определении групп схожих образов. При моделировании применялся следующий способ группировки образов: в построенной матрице попарных произведений всего исходного набора эталонов определялся максимум по каждой строке (исключая, естественно, диагональные элементы). Предельный коэффициент схожести образов этих пар δ (значение элемента матрицы попарных произведений) варьировался для достижения оптимальных показателей. В итоге получили выборку пар наиболее схожих образов. Затем последовательным перебором пар этой выборки были сформированы группы образов, включающие (в случае набора, соответствующего представленному на рис. 1) 2–6 образов.

Обобщенный образ группы построен согласно следующей формуле:

$$T_j = \begin{cases} 1 & \text{при } \sum_{i=1}^n (1/2)(T_{ji} + 1)/n > k, \\ -1 & \text{при } \sum_{i=1}^n (1/2)(T_{ji} + 1)/n \leq k, \end{cases}$$

где T_j — j -й элемент обобщенного образа группы; n — количество образов в группе; k — пороговый коэффициент, определяющий зависимость значения элемента обобщенного образа от схожести значений элементов образов группы.

После такой обработки количество элементов в исходном наборе образов значительно уменьшается (см. таблицу).

| | | | | | | | | | |
|----------------------------------------------------|-----|------|-----|------|-----|------|-----|------|-----|
| Максимальный коэффициент схожести образов δ | 0,5 | 0,55 | 0,6 | 0,65 | 0,7 | 0,75 | 0,8 | 0,85 | 0,9 |
| Количество образов в наборе | 20 | 20 | 20 | 20 | 23 | 36 | 47 | 55 | 59 |

Пример группировки образов для предельного коэффициента схожести образов $\delta = 0,75$ показан на рис. 3; существенно, что полученное количество групп не превышает количество символов латинского и русского алфавитов.

| Группы образов | | Обобщенный образ |
|----------------|---|------------------|
| 辰 | 痕 | 辰 |
| 唇 | 蓐 | 唇 |
| 振 | 賑 | 賑 |
| 農 | 濃 | 農 |
| 溥 | 縹 | 溥 |
| 良 | 良 | 良 |
| 郎 | 朗 | 郎 |
| 根 | 眼 | 根 |
| 垠 | 很 | 垠 |
| 鄉 | 榔 | 鄉 |
| 浪 | 狼 | 浪 |
| 琅 | 糧 | 琅 |
| 慨 | 概 | 慨 |
| 廢 | 廢 | 廢 |

Рис. 3. Исходные эталонные образы, разбитые на группы по схожести, и соответствующие им обобщенные (групповые) образы

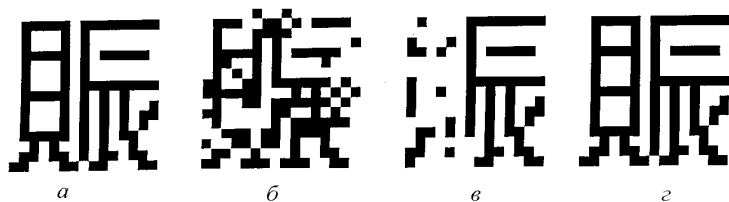


Рис. 4. Процесс двухэтапного нейрораспознавания:

a — эталонный образ памяти; *б* — входной образ, искаженный на 30 %; *в* — восстановленный базовый образ соответствующей группы; *z* — выходной образ, восстановленный на втором этапе нейрообработки

Пример поэтапной нейрообработки искаженного образа по разработанной методике приведен на рис. 4.

Таким образом, на первом и особенно на втором этапе нейросистема работает с набором образов памяти, в несколько раз меньшим, чем исходный; это ведет к повышению допустимого уровня шума во входных (обрабатываемых) образах или к увеличению общей емкости системы: для набора из 61 образа допустимый уровень шума увеличивается до 30 %. Временные же затраты на восстановление каждого сигнала, искаженного случайным образом, уменьшаются, так как уменьшается количество последовательных нейроитераций. К общему времени восстановления образов при двухэтапной обработке добавляется время, необходимое для перезагрузки весовой матрицы. Однако это время незначительно (менее 0,1 с), поскольку обычно используется конвейерная обработка: вначале этап 1 (классификация) выполняется для всего очередного массива искаженных случайным образом входных сигналов, а затем рассортированные по группам входные образы вторично обрабатываются нейроматрицей соответствующей группы. Увеличение емкости нейросистемы при этом возможно за счет того, что образы в первичном наборе имеют меньший коэффициент схожести.

Однако не следует думать, что, уменьшая максимальный коэффициент схожести δ , а следовательно, и количество образов в наборе, можно бесконечно повышать эффективность обработки. При уменьшении этого показателя становится более значительным отличие обобщенного образа группы от базовых эталонных элементов, входящих в группу. Вследствие этого характеристики системы значительно ухудшаются, так как даже “чистый” образ на входе воспринимается со значительным коэффициентом искажения, который при двух и более образах может иметь большее значение, чем δ .

В рамках настоящей работы проведено исследование зависимости вероятности стопроцентного распознавания от двух показателей: предельного коэффициента δ схожести образов при формировании групп

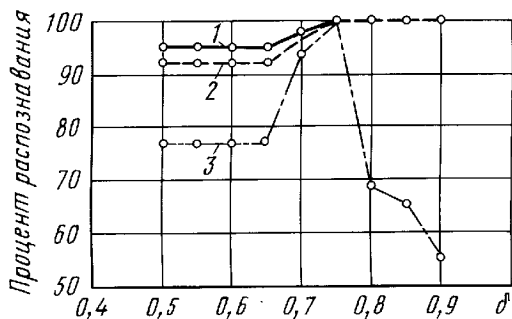


Рис. 5. Вероятность безошибочного распознавания в зависимости от коэффициента схожести образов в группе для разных коэффициентов искажения входного сигнала:

1 — 10 %; 2 — 20 %; 3 — 30 %

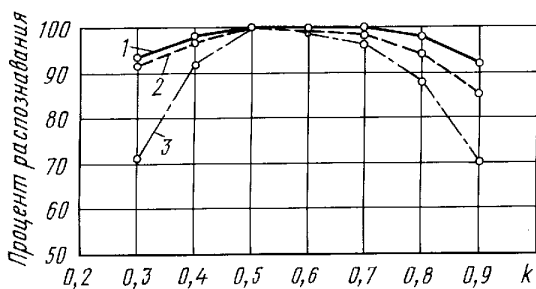


Рис. 6. Вероятность безошибочного распознавания в зависимости от порогового коэффициента k для разных коэффициентов искажения входного сигнала (при $\delta = 0,75$):

1 — 10 %; 2 — 20 %; 3 — 30 %

и порогового коэффициента k , определяющего зависимость значения элемента обобщенного образа от схожести значений элементов образов группы. Моделирование процесса двухэтапного распознавания сигналов, искаженных случайным образом, показало, что наилучшие характеристики нейросистема имеет при $k = 0,5$ и $\delta = 0,75$ (рис. 5 и 6).

Вероятность безошибочного распознавания в широком диапазоне изменения k и δ отличается от 100 % вследствие малой схожести образов в группе при незначительных δ (попарные произведения, показанные на рис. 2, как правило, малы). Однако приведенные значения для больших значений коэффициента искажения значительно превосходят аналогичные показатели для полного набора. Поэтому целесообразно использовать метод предварительной группировки образов для наборов, включающих значительное количество групп схожих образов (например, тот же набор иероглифов, но содержащий группы иероглифов с одинаковыми элементами).

Рассмотрим теперь некоторые особенности функционирования такой нейросистемы, связанные с ее обучением, под которым будем понимать надделение системы знаниями об очередном образе (объекте). В общем случае среди обучающих алгоритмов можно выделить алгоритмы обучения с учителем и без учителя [4]. В первом случае существует учитель, который предъявляет входные образы сети, сравнивает выходные сигналы нейросети с требуемыми, а затем подстраивает веса нейросети таким образом, чтобы уменьшить различия выходного сигнала и соответствующего эталона.

Во втором случае обучение проводится без учителя: при предъявлении входных образов нейросеть самоорганизуется посредством настройки своих весов согласно определенному алгоритму. Поскольку требуемый выходной сигнал неизвестен в процессе обучения, результаты непредсказуемы с точки зрения определения возбуждающих образов для конкретных нейронов. При этом, однако, нейросеть организуется в форме, отражающей существенные характеристики обучающего набора: например, входные образы могут быть классифицированы согласно значению коэффициента их схожести таким образом, что образы одного класса активизируют один и тот же выходной нейрон.

Исследуемая нейросистема по сути является автоассоциативной памятью, поэтому описанные разновидности алгоритмов не вполне подходят для обучения такого рода нейросети. Под обучением в данном случае следует понимать процесс модификации матрицы весов при добавлении нового эталона к уже существующему набору образов памяти. В случае применения одного из указанных выше алгоритмов процесс обучения фактически сводился к последовательному предъявлению на вход системы всех эталонных образов набора и коррекции элементов матрицы весов с целью получения требуемого выходного отклика на заданный входной сигнал. Этот процесс может значительно растянуться во времени даже при небольших наборах эталонов. Поэтому далее рассмотрим возможность быстрого и эффективного “дообучения” рассматриваемой нейросети с помощью лишь незначительной модификации весов нейроматрицы (без полного ее пересчета).

Как было показано ранее [5], работоспособность сети не зависит от последовательности ортогонализации исходных образов. Это позволяет не проводить повторную ортогонализацию всех образов набора при добавлении нового эталона, а ограничиться его ортогонализацией и последующей нормировкой; затем добавить к весам ранее рассчитанной матрицы значения весов матрицы, построенной с учетом добавляемого эталона. Указанная особенность значительно ускоряет процесс обучения рассматриваемой нейросистемы при оперативном

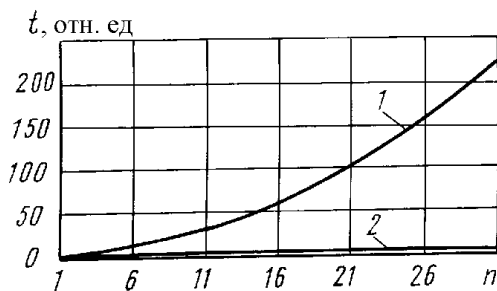


Рис. 7. Временные затраты на обучение нейросистемы:

1 — при пересчете всей нейроматрицы; 2 — при дообучении

добавлении одного или нескольких новых эталонов, сводя его к “дообучению”. С помощью компьютерного моделирования были проведены анализ временных затрат на процесс дообучения, их сравнение с затратами на полную переортогонализацию и пересчет всей нейроматрицы.

Сначала был взят “набор” из одного символа и для него рассчитана матрица весов по правилу Хэбба. Затем к этому набору по одному добавлялись новые символы и определялось время, необходимое для “дообучения” сети, и время полного пересчета матрицы весов (существенно, что на восстановительную способность нейросети выбор метода обучения влияния не оказывал). Результаты проведенного исследования приведены на рис. 7, из которого видно, что метод “дообучения” высокоэффективен с точки зрения сокращения временных затрат.

Метод “дообучения” можно применять при добавлении нового эталонного образа и при использовании метода предварительной группировки образов. Добавляемый образ сравнивается со всеми эталонами, и либо находится наиболее похожий (с коэффициентом схожести не ниже определенного) и модифицируется только матрица весов выбранной группы, либо этот новый образ рассматривается как самостоятельный и матрица обобщенных (групповых) образов увеличивается на одну новую группу.

Заключение. В результате проведенных исследований показано:

1) для наборов бинаризованных образов весьма сложного типа предельно допустимый уровень шума во входном образе при безошибочной идентификации составляет 20 % при емкости однослойной автоассоциативной нейросети, равной приблизительно $N/4$, где N — длина входного вектора;

2) при применении метода предварительной группировки родственных эталонных образов допустимая пороговая зашумленность увеличивается в полтора раза (до 30 %), при этом время двухэтапной идентификации остается практически таким же;

3) обучение рассмотренной автоассоциативной нейросистемы наиболее целесообразно проводить методом “дообучения”, применение

которого возможно как для одноэтапного метода обработки (без предварительной группировки образов), так и для двухэтапного.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Bezrodnov N. V., Gunko M. V., Rozhkov O. V. Optoelectronic large-scale neurocoprocessor for a microcomputer on an optical vector-matrix multiplier base // Proc. SPIE. – 1998. – V. 3402. – P. 259–270.
2. Гунько М. В., Рожков О. В., Шведов М. Л. Схемотехника и особенности реализации крупноформатного оптико-электронного нейросопроцессора на базе высокоэффективного векторно-матричного умножителя // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. “Приборостроение”. – 1998. – № 3. – С. 93–109.
3. Gunko M. V., Rozhkov O. V., Verenikina N. M. Scheme and technical implementations of highly effective vector-matrix multipliers for an optoelectronic large-scale neurocoprocessor // Proc. SPIE. – 1998. – V. 3402. – P. 286–297.
4. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992.
5. Гунько М. В., Рожков О. В. Динамика распознавания зашумленных образов нейросистемой на основе крупноформатного оптико-электронного векторно-матричного умножителя // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. “Приборостроение”. – 1999. – № 3. – С. 89–98.

Статья поступила в редакцию 6.12.2002

Олег Владимирович Рожков родился в 1938 г., окончил в 1961 г. МВТУ им. Н.Э. Баумана. Д-р техн. наук, профессор кафедры “Лазерные и оптико-электронные системы” МГТУ им. Н.Э. Баумана. Действительный член Международной академии информатизации, член Оптического общества им. Д.С. Рождественского, национального отделения Международного общества по оптической технике SPIE/RUS. Автор более 50 научных работ в области оптической обработки изображений методами фурье-оптики и цифровой оптоэлектроники.



O.V. Rozhkov (b. 1938) graduated from the Bauman Moscow Higher Technical School in 1961. D.Sc. (Eng.), professor of “Laser and Optical-and-Electronic Systems” department of the Bauman Moscow State Technical University. Full member of International Academy of Informatization, member of Optical Society n.a. D.S. Rozhdestvensky, member of National Section of International Optical Society SPIE/RUS. Author of over 50 publications in the field of optical processing of images by Fourier-optics methods and digital optoelectronics.

Макар Вячеславович Гунько родился в 1974 г., окончил в 1998 г. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Аспирант кафедры “Лазерные и оптико-электронные системы” МГТУ им. Н.Э. Баумана. Автор 3 научных работ в области оптических реализаций нейросопроцессоров.



M.V. Gunko (b. 1974) graduated from the Bauman Moscow State Technical University. Post-graduate of “Laser and Optical-and-Electronic Systems” department of the Bauman Moscow State Technical University. Author of 3 publications in the field of optical implementation of neuro co-processors.