

СПЕЦИАЛИЗИРОВАННЫЕ КЛЕТОЧНЫЕ СТРУКТУРЫ ДЛЯ КОНТУРНОГО АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Ключевые слова: *изображение, распознавание, геометрический тип, инвариантность, ориентация, масштаб, клеточный автомат.*

ВВЕДЕНИЕ

Современное состояние проблемы технического зрения характеризуется множеством подходов, которые в основном нацелены на реализацию функций и структур, моделирующих подобие зрительного канала человека [1–5]. Много внимания уделяется искусственным нейронным сетям (ИНС), которые состоят из нейроподобных элементов и связей между ними с изменяющимися весами [6]. Известно множество нейроархитектур, различных парадигм и алгоритмов обучения. Однако при решении сложных задач обработки зрительной информации сторонники ИНС наталкиваются на ряд трудностей и проблем, которые, в первую очередь, заключаются в ограничении набора функций, необходимых для специальной обработки данных, а также длительных и трудоемких алгоритмов обучения.

Характерно, что в области обработки и распознавания изображений при всем многообразии методов и средств они не являются взаимозаменяемыми (например, системы биометрической идентификации личности по отпечаткам пальцев, радужной оболочке глаз, лицу не могут распознавать символы, различные геометрические фигуры, а также заменить одна другую). При этом современный компьютер не может отличить кошку от собаки [7], поэтому все больше специалистов убеждаются в необходимости поиска новых архитектурных и аппаратных подходов в сочетании с программными, которые содействовали бы обработке видеоданных в реальном масштабе времени.

При построении системы обработки изображений возникает необходимость решения ряда специализированных задач эффективной предварительной подготовки данных. К основным из них относятся эффективное сжатие видеоданных и достижение высокого быстродействия. Одними из наиболее эффективных средств обработки видеоданных являются клеточные автоматы (КА). Благодаря тому, что КА обладает свойствами однородности и возможности реализации любых соединений между клетками среды, путем перенастройки во время обработки данных достигается возможность как контурной обработки изображений, так и обработки по параметрам яркостных и цветовых характеристик.

Данная статья посвящена решению задачи реализации предварительной обработки и эффективной подготовки данных на специализированных клеточных структурах. Они реализуют основные операции предварительной обработки изображений и формируют данные в форме, позволяющей анализировать изображения, инвариантные аффинным преобразованиям масштаба и поворота.

ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ

В системе технического зрения (СТЗ) учитываются функции нейрофизиологических систем: анализ цвета, яркости, движения и геометрических форм. Последние проявляются в перепадах цвета и яркости [8, 9]. При этом доказана

иерархичность построения и расположения клеточных ансамблей с соответствующими организациями связей между ними [10–12]. Исследования также показали, что зрительная информация обрабатывается в четырех параллельных системах: яркостной, цветовой, движения и формы [10, 12, 13]. Цветовая система состоит из трех подсистем обработки цветов.

В плане организации связей между клетками доказано наличие в них горизонтальных и вертикальных связей [8, 14], организующих пространственную структуру мозга. По физической организации биологической зрительной системы все процессы по обработке изображений осуществляются во времени и с операндами, представленными импульсными последовательностями [15].

Техническая система должна обладать свойствами, присущими естественному зрению в реализации распознавания изображений, подверженных изменениям в масштабе и ориентации, но сохранивших основные геометрические соотношения своих геометрических форм. Кроме того, в системе должны реализовываться структурно-функциональные принципы и организация естественного зрительного канала, для этого используются клеточные однородные среды.

Система должна быть перестраиваемой либо состоять из специализированных параллельных каналов, которые обрабатывают соответствующие атрибуты изображений для получения полной информации о зрительной сцене. Современные работы в этой области дают высокие результаты при обработке в основном стационарных изображений без учета ориентации и масштабных изменений. Трудности также возникают при попытке модификации известных методов и систем для реализации принципов обработки изображений с учетом ориентации и масштаба.

Систему обработки и распознавания изображений в общем виде можно представить (рис. 1) операционным блоком (ОБ), блоком сравнения (БС) и блоком памяти (БП) [4, 16, 17]. Входное изображение ($I_{вх}$) подается на ОБ, в кото-

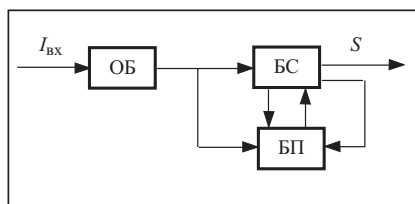


Рис. 1. Общая структура распознавания изображений

ром подвергается различным операциям для эффективного описания. Чаще всего на выходе ОБ формируются цифровые формы изображений в виде кодов, кодирующие их основные атрибутивные признаки. В БП хранятся коды, которые записываются на полях памяти с адресами соответствующих иерархических классов.

Код, формируемый ОБ, сравнивается в БС с кодами, хранящимися в БП. По результатам сравнения осуществляется поиск ближайшего по структуре кода, хранящегося в БП.

Распознавание изображений заключается в определении изображения объекта, поступившего на вход системы технического зрения. Однако невозможно распознать изображение незнакомого объекта. Поэтому для осуществления данного процесса систему необходимо обучить, создав в БП системы коды эталонов с присвоением им идентификаторов, которые сохранялись бы в нем в заданной организации по классам. В процессе распознавания осуществляется поиск наиболее близких кодов эталонов, для этого требуется разработка соответствующих алгоритмов.

Сам эталон требует эффективного представления и хранения в базе системы распознавания, в связи с этим осуществляются поиски форм их представления. Наиболее рациональным подходом в обработке и хранении является представление изображения в виде кода, разбитого на поля, каждое из них кодирует соответствующий атрибут количественно и качественно, а также указывает на связи

между атрибутами изображения. Для точного описания изображения должны выдерживаться геометрические связи между информационными элементами в жесткой последовательности с учетом цветовых, яркостных и геометрических атрибутов [4, 16–18]. Такой код называется геометрическим типом изображения G , который отображает основные геометрические формы изображения в сжатом виде [4, 16, 17].

Геометрические связи между наиболее информационными элементами подразумевают не только расстояние между ними, но и расположение, а именно смысловые отношения. С этих позиций геометрический тип G — это множество кортежей информационных элементов, которые находятся в заданных отношениях.

КЛЕТочНАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ПОДГОТОВКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Предпосылкой построения СТЗ на основе клеточной многоканальности послужила неоднородность основных атрибутов изображений. Все они требуют специфических методов и алгоритмов обработки.

Любую замкнутую фигуру можно классифицировать по количеству сторон (вершин) как многоугольник, а отношения между сторонами определяют топологию их расположения [4, 16–18]. Именно точки излома контура (вершины многоугольника) наиболее информативны, поскольку резко отличаются от всех остальных клеток состоянием окрестности. Таким образом, наиболее информативными клетками изображения в КА являются клетки, которые не имеют соседних клеток с одинаковым состоянием окрестности.

Использование клеточных технологий позволило разработать ряд различных операций для предварительной подготовки изображения [4, 16–18]: удаление помех, коррекцию изображения, выделение отдельных элементов изображения, а также добавление необходимых частей изображения. Поскольку изображения, проецируемые на входную апертуру СТЗ, имеют ограниченный размер поля и представлены множеством простых элементов (клеток с заданной мозаикой), все описанные операции характеризуются изменением цветовых и яркостных параметров клеток. Например, если речь идет об обнулении клеток, то это значит, что клетка принимает состояние клеток фона.

Все операции по предварительной обработке изображений нацелены на изменение состояний элементов зрительной сцены (клеток КА) для формирования множества сигналов определенной формы в пространстве и времени. Эти сигналы представляют изображение в форме, удобной для хранения и дальнейшей обработки. В современных цифровых системах данные хранятся в виде кодов. Поэтому и сигналы должны быть в форме, удобной для представления в виде кодовой последовательности.

КА рассматривается как четверка [19]:

$$КА = \langle L, Q, u, f \rangle.$$

Здесь L — d -мерная решетка, состоящая из n клеток, расположенных в узлах пересечения; Q — множество состояний клеток; u — окрестность клетки, состоящая из клеток, влияющих на ее состояние; f — функция локальных переходов.

В каждый дискретный момент времени клетка вычисляет свое последующее состояние, которое зависит от состояния клеток ее окрестности. Множество состояний клеток в каждый дискретный момент времени формирует общее состояние КА, которое зависит от Q , u и f .

Структурно КА можно представить как матрицу клеток, которые имеют связи с соседними, согласно заданной окрестности (рис. 2), а сама клетка в общем виде с учетом окрестности фон Неймана представлена на рис. 3.

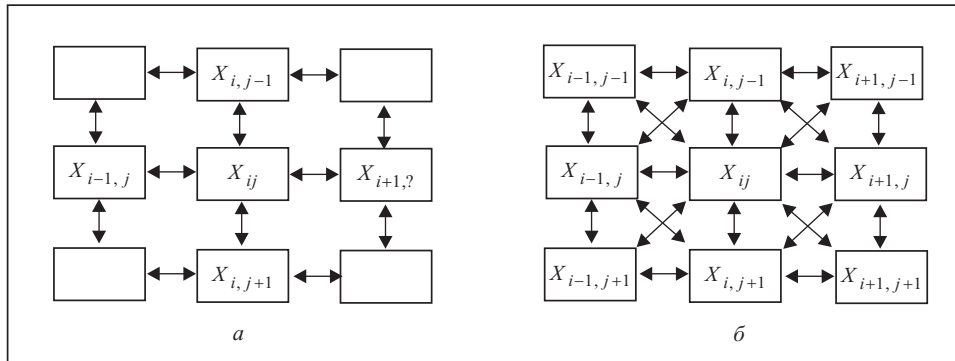


Рис. 2. Примеры окрестностей в КА: окрестность фон Неймана (а); окрестность Мура (б)

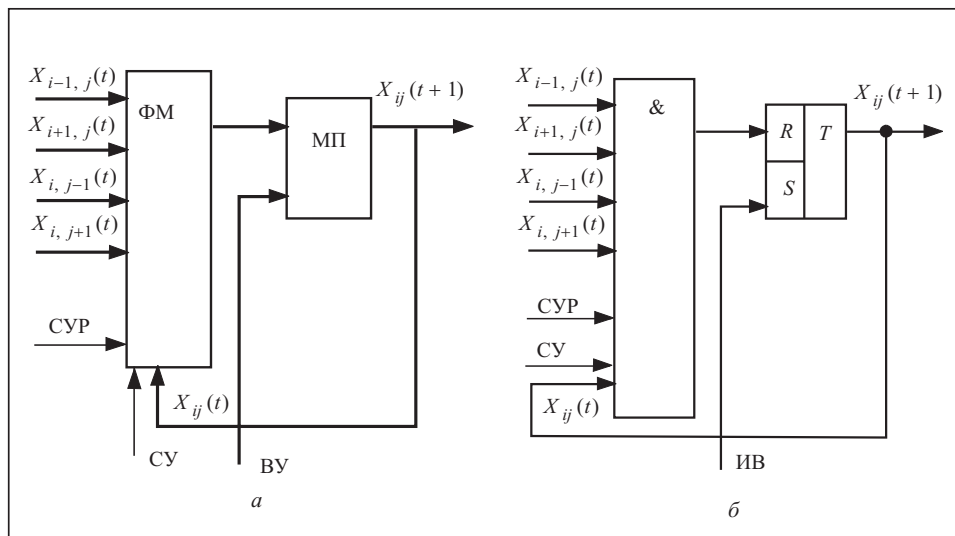


Рис. 3. Обобщенная структура клетки (а) и ее функциональная схема (б)

Клетка (см. рис. 3, а) состоит из функционального модуля (ФМ) и модуля памяти (МП), на выходе которого формируется сигнал состояния клетки в КА. МП устанавливается в первоначальное состояние по входному информационному сигналу от входа установки (ВУ), ИВ — информационный вход.

Функционирование клетки начинается по сигналу управления (СУ), при этом не все клетки КА одновременно могут обрабатывать информацию от соседних клеток. Избирательность функционирования клетки осуществляется по сигналу управления работоспособностью (СУР). Таким образом, изменение состояния МП осуществляется ФМ по управляющим и информационным сигналам окрестности.

На рис. 3, б представлена функциональная схема клетки КА для выделения контуров бинарного изображения. В начальный момент времени осуществляется установка клеток в единичное состояние по входам триггеров соответствующих клеток, которые представляют и хранят состояние клетки (рис. 4). В целом бинарное изображение представляется состоянием всех клеток КА. Клетки, находящиеся в единичном состоянии (рис. 4, а), представляют изображение, а клетки в нулевом состоянии — фон. В данной схеме ФМ представлен конъюнктом, который обрабатывает сигналы от соседних клеток окрестности. По СУ осуществляется обнуление клеток, у которых все соседние клетки находятся в состоянии логической единицы (рис. 4, б). Если у клетки хотя бы одна соседняя клетка находится в нулевом состоянии, то она не обнуляется.

По временным затратам операции в КА можно разделить на одноктактные и многотактные. Например, операция выделения контуров в КА выполняется за один такт, а обратная ей операция закраски — за время, которое зависит от структуры изображения. Для реализации операций предварительной обработки на КА (выделение контуров, устранение помех, закраска, масштабирование и др.) разработано множество схемотехнических решений [4]. Однако сам КА не может выполнять все необходимые функции по предварительной обработке изображений. Для этого он должен содержать информационные входы, выходы и управляющие входы. Обобщенная структура ОБ представлена на рис. 5. Схема содержит КА, блок параллельной обработки сигналов массива клеток (БПО), блок обработки сигналов координат X и Y (БОК), блок управления и формирования последовательности сигналов (БУ). КА может состоять из последовательности КА, совмещенных по входам и выходам. Каждый из них нацелен на выполнение заданной операции предварительной обработки изображений, поступающих по всем входам параллельно. Например, один КА удаляет помехи, другой выделяет элементы изображений, третий добавляет элементы изображений и т. д. Сигналы с КА снимаются БОК и БПО, обрабатываются ими и передаются в БУ, который формирует последовательность сигналов на выходе $Y_{\text{ВЫХ}}$ и одновременно управляет КА. БОК выполняет операции определения необходимых пространственно ориентированных признаков, а БПО проводит параллельную обработку над всем массивом клеток одновременно.

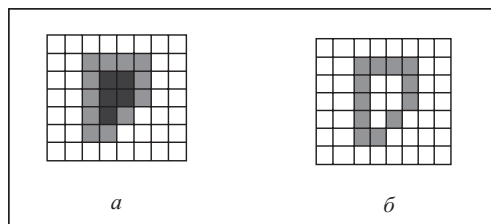


Рис. 4. Пример выделения контуров бинарного изображения в КА

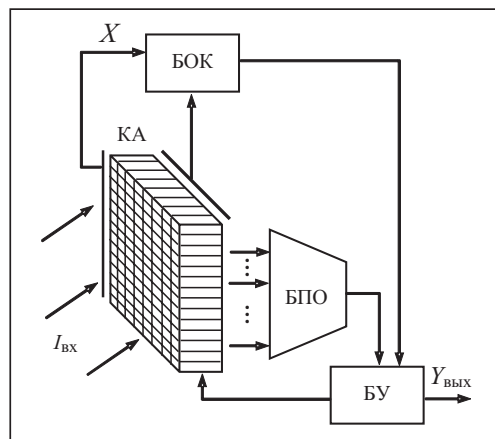


Рис. 5. Схема блока предварительной обработки

РАСПОЗНАВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ КА

Распознавание символов и простых плоских фигур осуществляется методом описания геометрического образа в сжатом виде, по форме контура, определяющего многоугольник. Для этого находят точки излома контура, расстояния между ними и величина угла в изломах.

Разработан метод определения вершин, основанный на последовательном отслеживании контура сигналом возбуждения, который перемещается от одной клетки к другой в поле КА. Однако окрестности ближайших соседей дают множество ложных клеток, определяющих вершины. Поэтому для устранения этого недостатка используется клеточная окрестность круга с изменяющимся радиусом, что дает возможность определить сторону между вершинами. Анализ ложных результатов эксперимента по данному методу показан на рис. 6.

Принципы функционирования КА по данному методу заключаются в следующем. Первоначально от одного из краев КА (или из его любой клетки) начинает формироваться и распространяться по всем клеткам сигнал возбуждения, который устанавливает их в состояние возбуждения. Сигнал возбуждения может распространяться по заданной окрестности, например по фон Нейману (рис. 7,а) или Муру (рис. 7,б).

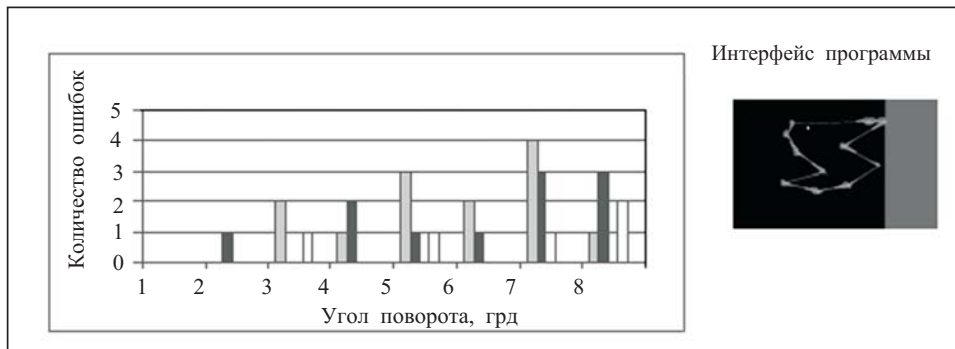


Рис. 6. Результаты работы программы определения вершин многоугольника

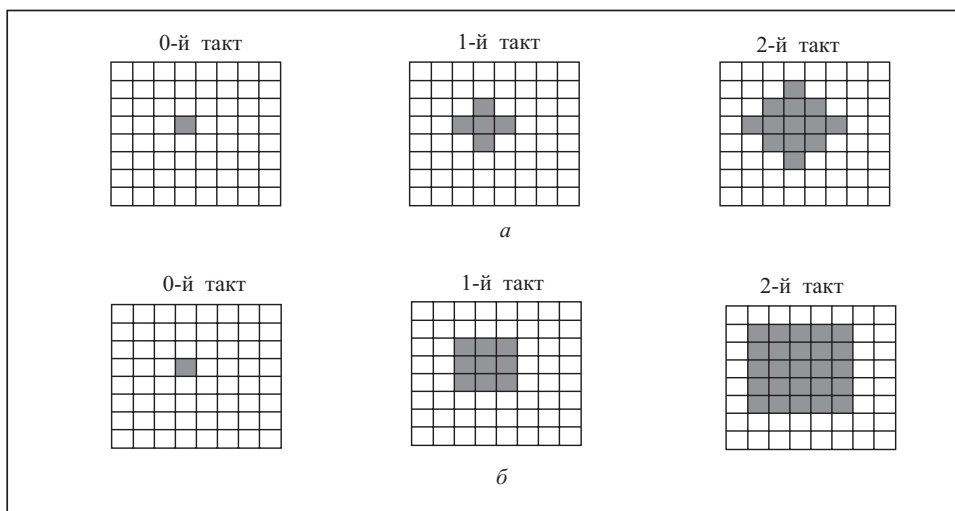


Рис. 7. Примеры распространения сигнала возбуждения в КА

Когда сигнал возбуждения достигает ближайшей клетки контура изображения, КА осуществляет его распространение по контуру изображения в одном из его направлений. Устранить алиазинг позволяет подход, «увеличивающий» размеры (диаметр) точки вершины контура, что способствует расширению полосы прохождения сигнала возбуждения вдоль контура. По прохождению возбуждения сигналом всего контура подсчитываются вершины и определяется N -угольник. Метод позволяет определить количество вершин с учетом разрывов сторон и лишних линий.

Наиболее эффективным является метод, использующий время-импульсное представление контуров фигуры. Суть его заключается в обходе контура сигналом возбуждения и (при каждом изменении направления) формировании импульсов заданной амплитуды и длительности.

В начальный момент времени выбирается ближайшая вершина многоугольника, от которой начинается процесс передачи возбуждения от клетки к клетке. В момент смены направления КА выдает импульс, амплитуда которого зависит от состояния клеток ее окрестности. В момент смены направления формируется новый импульс с соответствующей амплитудой. Если имеет место единичное (ступенчатое) изменение направления с последующим его восстановлением, то формируется единичный импульс.

Для четкой фиксации вершин устраняются импульсы с малыми амплитудами. При этом устранение одного импульса обуславливает увеличение амплитуды оставшихся импульсов (скачки в вершинах многоугольника) на единицу, что создает четкий контраст фигуры. В этом методе амплитуды вершин импульсов представляют длины сторон фигуры.

Поскольку в реальном изображении таких импульсов присутствует много, для устранения алиасинга удаляются одиночные импульсы с одновременным добавлением единичных амплитуд к предыдущим неединичным импульсам. Таким образом, устраняются контурные помехи и алиасинг. В общем виде структура для формирования импульсной последовательности содержит КА, двумерный повторитель (ДП) и блок обработки (БО) (рис. 8).

Во время обхода контура изображения объекта, записанного в КА, на выходе клеток, принадлежащих контуру, формируются импульсы, амплитуды которых зависят от состояния клеток окрестности. Этот сигнал поступает на соответствующий вход ДП в определенный момент времени. На его выходе формируется последовательность импульсов, поступающих на вход БО, который осуществляет ее пороговую обработку и удаляет соответствующие импульсы с единичной, двойной либо средней амплитудой импульсов в последовательности.

В соответствии с предложенным методом структурно-функциональная схема клетки КА представлена на рис. 9.

Клетка содержит два блока анализа (БА1, БА2), элемент памяти (ЭП), блок формирования сигнала S_0 обнуления (БСО), формирователь импульсов (ФИ) и формирователь сигнала S_B возбуждения (ФСВ). По информационным входам $S_{инф}$ путем установки ЭП в состояние логического «0» либо логической «1» записывается в клетку элементарный дискрет изображения.

Единичное состояние ЭП соответствует принадлежности клетки изображению объекта, а нулевое — фону. Сигналы S_B возбуждения поступают на входы БА1, который с первого выхода подает управляющий сигнал на первый вход ФСВ, на выходе которого формируется S_B . Выход ЭП формирует сигнал состояния S_C клетки, сигналы возбуждения S_B и состояния S_C передаются только к клеткам окрестности, а сигнал обнуления S_0 поступает на вторые входы ФСВ всех клеток КА. Выход ФИ является одним из выходов КА, на котором формируется импульсный сигнал $S_{им}$ соответствующей формы.

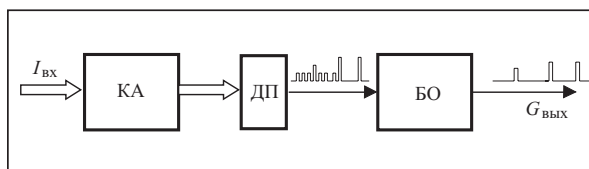


Рис. 8. Общая структура формирования импульсной последовательности

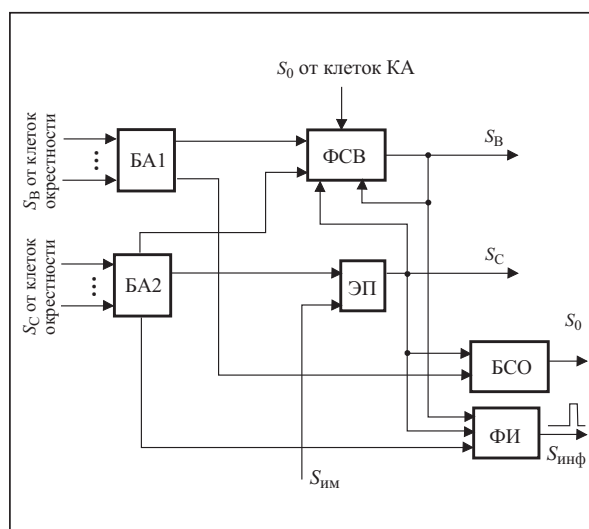


Рис. 9. Структурно-функциональная схема клетки КА, реализующего метод

БА2 анализирует состояния клеток окрестности по сигналам S_C и управляет ФИ, который формирует сигнал $S_{им}$, если на его первом входе имеется $S_C = 1$. Кроме того, БА2 управляет состоянием ЭП в зависимости от заложенных в него функций. Если на первом входе БСО присутствует сигнал $S_C = 1$, а на втором, от второго выхода БА1, — также логическая «1», то БСО формирует сигнал $S_0 = 0$, который поступает на вторые входы ФСВ всех клеток КА. Вследствие этого клетки, у которых на выходе ЭП присутствует сигнал $S_C = 0$ (клетки принадлежат фону), поступающий на третий вход собственного ФСВ, перестают генерировать сигнал возбуждения, т.е. $S_B = 0$. После формирования сигнала $S_0 = 1$ клетки фона перестают принимать участие в передаче сигнала S_B . Сигнал возбуждения распространяется по клеткам контура изображения в одном из направлений, определяемым БА2.

Импульс формируется только тогда, когда единичный сигнал S_B поступает на третий вход ФИ. При этом сигнал возбуждения S_B блокирует работу собственного ФСВ по пятому входу. Клетка представлена на уровне структурно-функциональных модулей, которые могут иметь несколько вариантов реализации.

Данный метод промоделирован на компьютере и показал высокие результаты при распознавании. Для моделирования метода использовались изображения плоских фигур, которые заносились в компьютер с помощью фотокамеры и сканера с различными разрешениями. При этом фигуры записывались с различной ориентацией и масштабными преобразованиями.

На рис. 10 представлен пример распространения сигнала возбуждения в поле КА. В начальный момент сигнал возбуждения распространяется по клеткам фона (рис. 10, а) и при достижении ближайшей клетки, принадлежащей контуру изображения, начинает распространяться по одному из направлений (по часовой стрелке) по клеткам контура (рис. 10, б). При прохождении клеток контура формируется импульсная последовательность (рис. 11, а), амплитуды импульсов в которой зависят от состояния клеток окрестности той клетки, которая в данный момент формирует импульс. Импульсная последовательность формируется на выходе ДП (см. рис. 8) и поступает на вход БО, который осуществляет пороговую обработку. БО удаляет импульсы единичной, двойной либо средней амплитуды. При этом амплитуды неудаленных импульсов возрастают на величину, зависящую от количества предыдущих, удаленных в результате пороговой обработки (рис 11).

Для проведения эксперимента формировался банк реальных изображений фигур (рис. 12) с различными разрешениями. После их предварительной обработки и бинаризации осуществлялось их распознавание. Наилучшие результаты при распознавании были получены при определении фона с чувствительностью 30–40 % и бинаризации фигуры — в диапазоне 70–95 %. При этом 100-процентное распознавание достигалось при удалении импульсов с амплитудами, соответствующими единичным значениям, затем с амплитудами, соответствующими двум единичным значениям, а затем из оставшихся импульсов удалялись импульсы с амплитудами ниже среднего значения.

Интерфейс программы, реализующей данный метод, представлен на рис. 13.

Анализ работы программы показал, что 97 % случаев распознавания было точным для любых фигур. Данный метод позволяет распознавать изображения фигур, повернутых на любой угол, а также измененных с различными масштабными коэффициентами. Для этого выбиралась серия изображений фигур, подверженных различным масштабным изменениям, и с измененными ориентациями на различные углы поворота и сдвига в поле входной апертуры. Результаты работы программы с учетом аффинных изменений изображений приведены на рис. 14. На графиках горизонтальная ось представляет величину угла поворота, а вертикальная ось указывает количество вершин многоугольника.

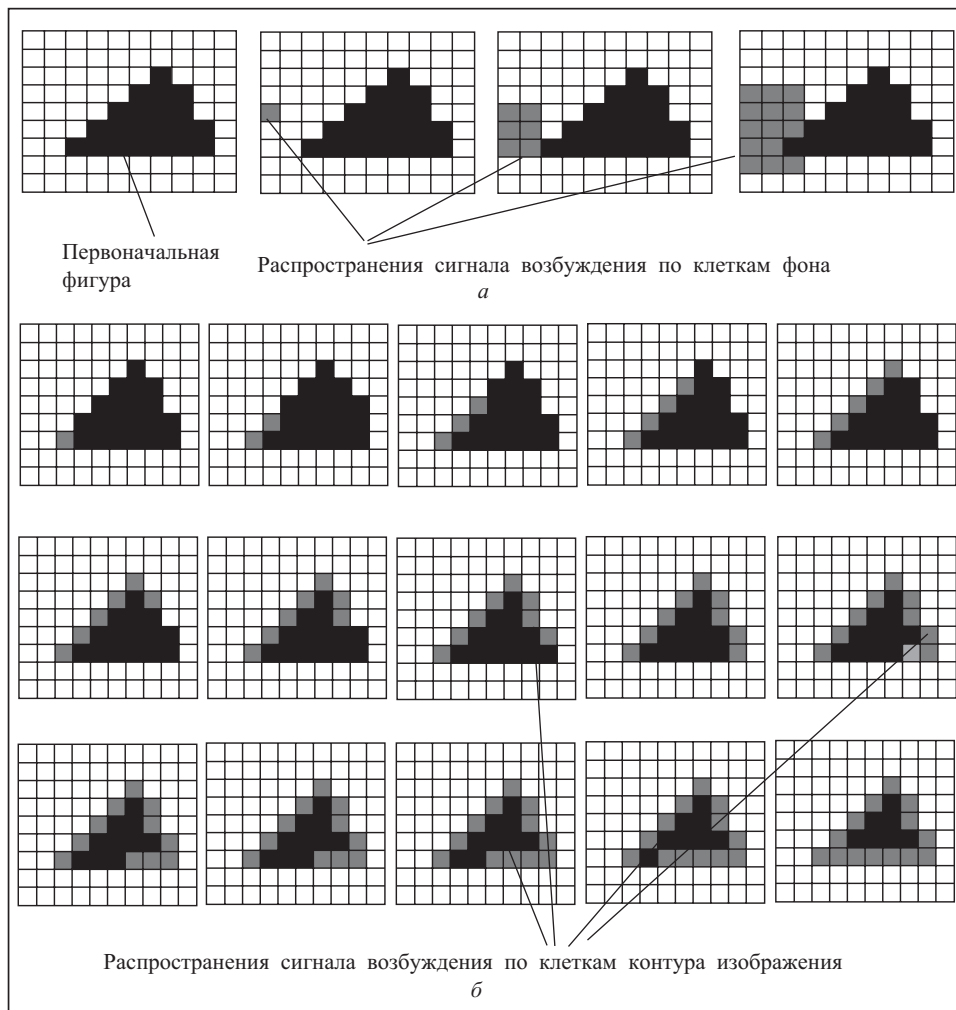


Рис. 10. Пример распространения сигнала возбуждения по клеткам фона (*a*) и клеткам контура (*б*)

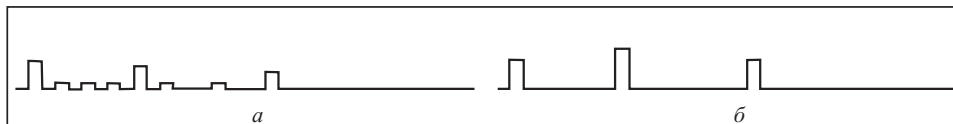


Рис. 11. Изображение импульсной последовательности неудаленных (*a*) и удаленных (*б*) импульсов

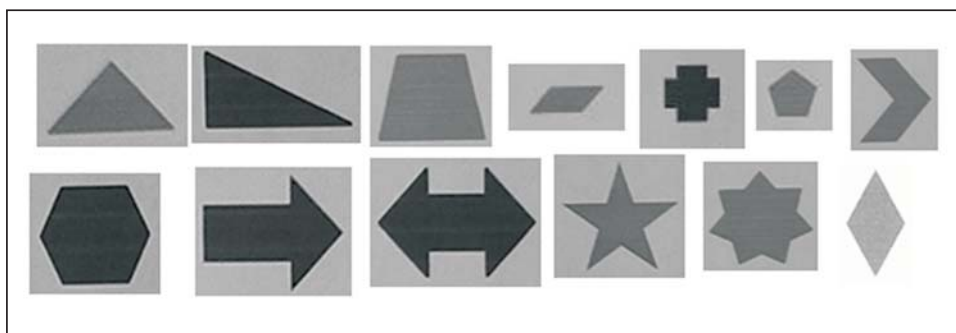


Рис. 12. Примеры фигур, использованных в эксперименте

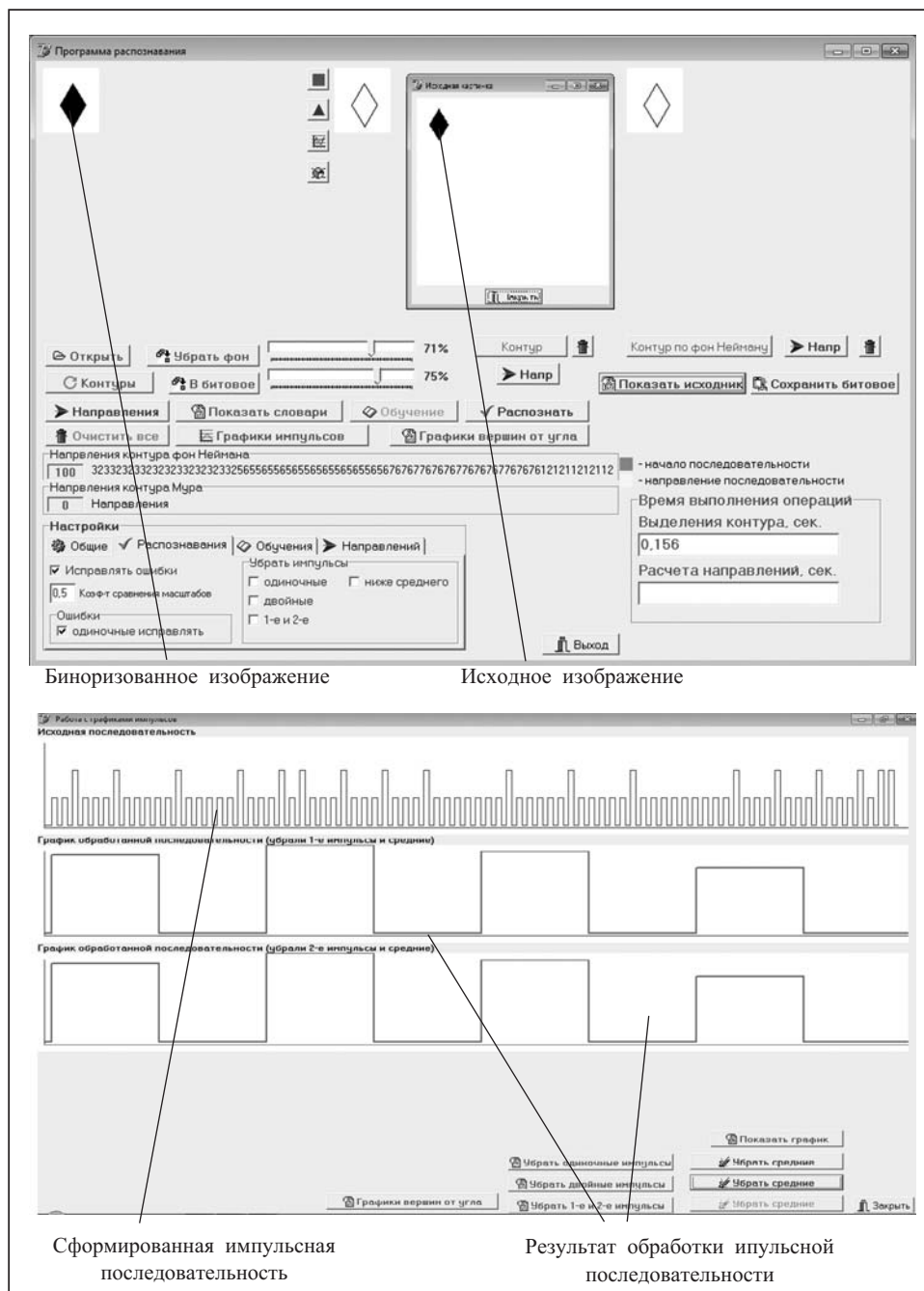


Рис. 13. Интерфейс программы, моделирующей данный метод

В программе реализованы функции обработки импульсных последовательностей с учетом удаления одиночных и двойных наименьших импульсов по амплитуде, по заданному порогу фильтрации и осуществляется адапционный выбор порога амплитуды, который определяет наибольший процент распознавания.

По данным метода разработана программа для распознавания рукописного текста на основе клеточных технологий, результаты работы которой представлены в [4, 17]. Для проведения эксперимента с использованием предложенных методов в качестве изображений были взяты не только изображения фигур, но и изображения печатных и рукописных символов. При этом изображения подвер-

гались преобразования масштабирования и поворота в поле распознавания. Размер изображения был различным: от 10×10 до 300×300 единиц растра. Осуществлялся также подбор пороговой яркости для выделения контуров. Результаты работы программных продуктов на различных вычислительных средствах не показали отличий в качестве распознавания для одних и тех же экзаменационных выборок. Быстродействие выполнения операций зависело от типа центрального процессора и от частотных характеристик памяти.

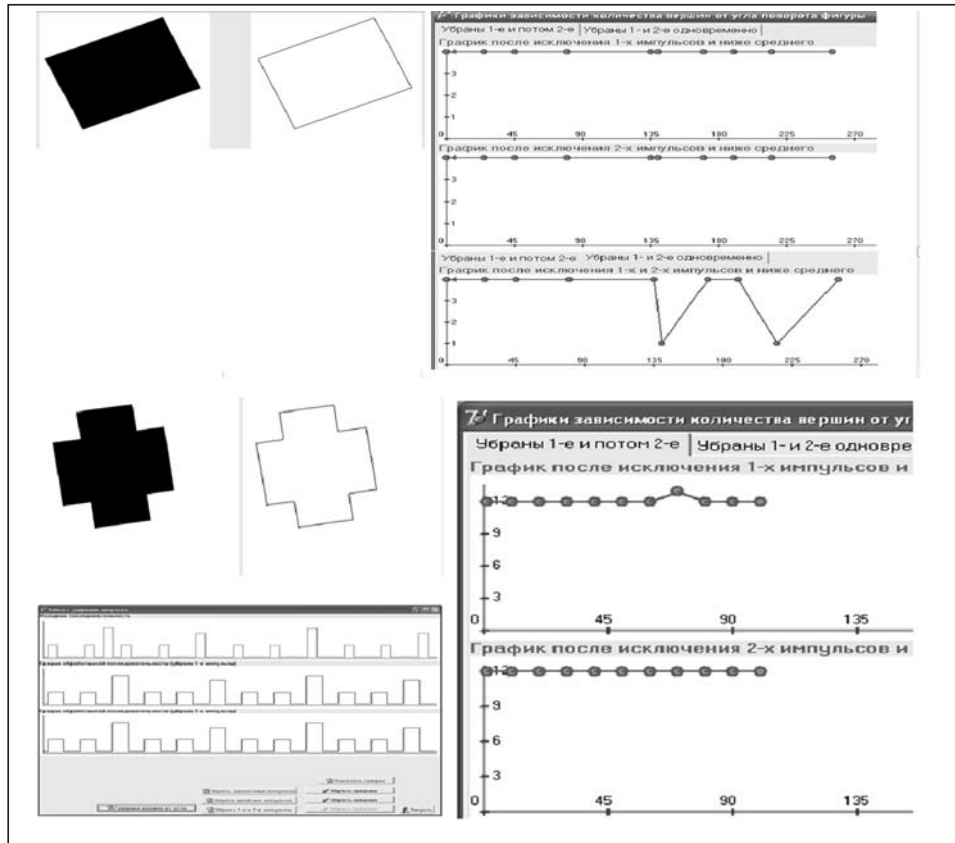


Рис. 14. Результаты работы программы, моделирующей метод, основанный на времяимпульсном представлении изображений

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе предложен новый подход к реализации предварительной обработки изображений в системе технического зрения с использованием контурного анализа на основе клеточных технологий. Такая организация позволила на КА обрабатывать изображения замкнутых фигур в зрительной сцене, подверженных преобразованиям поворота и масштаба. При этом анализ контура зрительного образа представляется последовательностью импульсов, которые подвергаются дальнейшей обработке, что моделирует процессы, происходящие в зрительном биологическом канале. Такие последовательности очень удобны в обработке.

Предложенный метод контурного анализа изображений дает возможность описать его в отношениях, последовательность которых позволяет распознать изображение фигур, изменивших ориентацию в поле входной апертуры системы

и масштаб. Разработанные программные средства формируют геометрический образ импульсными последовательностями и показывают 100 % распознавание изображений плоских замкнутых фигур, измененных в масштабе, и 97,7 % распознавания повернутых изображений. При этом значительно повысилось качество обучения системы на малых объемах обучающих выборок (от 10 до 50 обучающих символов), которое превышает 97 %.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Джонс М. Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях: Пер. с англ. А.И. Осипов. — М.: ДМКПресс, 2006. — 312 с.
2. Рабинович З.Л., Белов Ю.А. Пам'ять людини й мислення — образне й символне (концептуальне модельне представлення) // Доп. НАН України. — 2009. — № 3. — С. 61–65.
3. Гладун В.П., Ващенко Н.Д., Величко В.Ю. Прогнозирование на основе растущих пирамидальных сетей // Программные продукты и системы. — 2002. — № 2. — С. 22–27.
4. Паралельно-ієрархічне перетворення і Q -обробка інформації для систем реального часу / М.О. Ковзель, Л.І. Тимченко, Ю.Ф. Кутаєв, С.В. Свєчніков, В.П. Кожем'яко, О.І. Стасюк, С.М. Білан, Л.В. Загоруйко. — Київ: КУЕТТ, 2006. — 492 с.
5. Mertoguno S., Voubakis N.G. Adigital retina-like low-level vision processor // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-part B: Cybernetics. — 2003. — 33, N 5. — P. 782–788.
6. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. — М.: Горячая линия-Телеком, 2001. — 382 с.
7. Хокинс Дж., Блейкли С. Об интеллекте: Пер. с англ. — М.: ООО «Вильямс», 2007. — 240 с.
8. Линдсей П., Норманн Д. Переработка информации у человека. — М.: Редакция биологической литературы, 1974. — 550 с.
9. Завалишин Н.В., Мучник И.Б. Модели зрительного восприятия и алгоритмы анализа изображений. — М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1974. — 344 с.
10. Хьюбел Д. Глаз, мозг, зрение. — М.: Мир, 1990. — 239 с.
11. Wagner H.G., MacNichol E.F. Jr., Wolbarsht M.L. The response properties of single ganglion cells in the goldfish retina // J. of General Physiology. — 1960. — 43. — P. 45–62.
12. Livingstone M.S., Hubel D.H. Anatomy in the primate visual cortex // Neurosci. — 1984. — N 4. — P. 309–356.
13. Zeki S. A vision of the brain. — Oxford: Bleckwell Sci. Publ., 1993. — P. 178–190.
14. Volkman F.C. Vision during voluntary saccadic eye movements // J. Opt. Society of America. — 1962. — 52. — P. 571–578.
15. Демидов В.Е. Как мы видим то, что видим. — М.: Знание, 1987. — 240 с.
16. Белан С.Н. Использование клеточных технологий в системах обработки и распознавания изображений // Искусственный интеллект. — 2008. — № 3. — С. 244–253.
17. Белан С.Н. Система распознавания изображений с растущими клеточными слоями // Там же. — 2010. — № 4. — С. 150–161.
18. Белозерский Л.А. Введение в системы автоматического распознавания. — Киев: Наук. думка, 2005. — 434 с.
19. Шмойлов В.И., Адамацкий А.И., Кузьо М.Н., Русын В.П. Пульсирующие информационные решетки. — Л.: Меркатор, 2004. — 301 с.

Поступила 23.04.2009