

мерной фильтрации. Двумерный дискретный фильтр с рациональной передаточной функцией можно реализовать непосредственно по схеме (2) (см. рис. 1), если выходной сигнал рассматривается только в полосе шириной L .

В публикациях [3, 4] показано, как можно применить системы для переработки последовательностей матриц в задаче моделирования диффузионности. В данной работе предлагается способ одномерной обработки двумерных и трехмерных сигналов. Суть способа представляют системы с L и L^2 входами и выходами соответственно. Обработка происходит рекурсивно таким образом, что для определения выходных значений привлекаются значения соседей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Schüssler H. W. A 1D-Approach to 2D-Signal Processing.— In: Proc. of the International Symposium on Advances in Digital Image Processing. Bad Neuenahr, Sept. 1978, S. 33—59.
2. Pratt W. K. Digital Image Processing.— N. Y.— Chichester — Brisbane — Toronto: John Wiley & Sons, 1978.
3. Steffen P. Ein Beitrag zur Theorie und Anwendung digitaler Systeme mit mehreren Ein- und Ausgängen.— Ausgewählte Arbeiten über Nachrichtensysteme, N 31.
4. Stölkerich H. Simulation Partieller Differentialgleichungen auf einem Digitalen Signalprozessor.— In: Diplomarbeit am Lehrstuhl für Nachrichtentechnik, N 139. Erlangen, 1981.
5. Eichhorn W. Entwicklung eines Programmsystems zur Bildfolgenverarbeitung.— In: Diplomarbeit am Lehrstuhl für Nachrichtentechnik, N 96. Erlangen, 1980.
6. Poloski G. N. Numerische Lösung von Randwertproblemen der Mathematischen Physik.— Leipzig: Teubner — Verlag, 1966.
7. Schüssler H. W., Steffen P. On the Stability of Recursive Systems for Moving Images.— Zur Veröffentlichung bei Signal Processing Eingereicht.

Поступила в редакцию 8 августа 1982 г.

УДК 535.317 : 681.33

Р. РОЛЕР

(Мюнхен, ФРГ)

МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ОСНОВАННЫЕ НА СВОЙСТВАХ ВИЗУАЛЬНЫХ СИСТЕМ

Введение. В настоящее время существует большая потребность в создании эффективных методов обработки изображений. Однако до сих пор проблемы автоматического распознавания изображений, накопления оптических данных и многие другие находили только частичное решение. Относительно небольшие возможности искусственных систем обработки изображений становятся особенно заметными при их сравнении с визуальными системами живых организмов. Очевидно, что искусственные системы могли бы быть усовершенствованы путем копирования природных естественных систем зрения, и это является одной из задач кибернетики.

На практике в данной области достигнут относительно слабый прогресс, потому что при исследовании таких визуальных систем обычно получают информацию о структурах и функциях системы, но не о том, как и с какими целями они используются системой. В этом вопросе полагаемся на какую-нибудь гипотезу, которую трудно доказать или опровергнуть. С другой стороны, такое «понимание» природных систем зрения необходимо, когда мы хотим построить их технические аналоги. В нашей работе обсуждается несколько гипотез. Они касаются движений глаза, on-, off-антагонизма и каналов пространственных частот. Все эти механизмы известны. Как будет показано, их можно рассматривать как оригинальные методы решения некоторых проблем обработки изображений.

Возможности и проблемы применения матриц фотоприемников. С появлением интегральных фотоприемных матриц наступила новая эра в автоматической записи и обработке изображений. Если раньше почти все процессы обработки сигналов выполнялись в той или иной форме сканирования изображений, то сейчас возможна частично параллельная обработка сигналов от множества фотоприемников. По мере накопления опыта работы с новой техникой стали очевидными некоторые трудности и ограничения. Вследствие малых отличий в структуре элементы фотоприемника имеют отличия по чувствительности. Более того, отдельные элементы показывают временные вариации чувствительности, вызываемые эффектами пространственного заряда. Для того чтобы уменьшить влияние этих дефектов, надо сократить динамический диапазон примерно на два порядка. Поэтому очень трудно получить надежную информацию об изображении с помощью матриц детекторов.

В этой ситуации полезно рассмотреть визуальную систему человека. Хорошо известно, что она обладает локальной адаптацией. Разность в величине сигналов от различных частей визуального поля обусловлена вариациями освещенности и чувствительности. Тем не менее визуальная система имеет высокую надежность при определении разницы в освещенностях. Поэтому должен существовать метод устранения различий сигналов, вызываемых вариациями чувствительности.

В работе [1] была выдвинута гипотеза, по которой контролируемые движения глаза являются средством для устранения локальных вариаций чувствительности в визуальном поле. Это можно легко выполнить с помощью калибровки одного рецептора его соседями. Рассмотрим узкую секцию ретинального изображения, представленную одномерным рядом x_i ($1 \leq i \leq n$) точек квантования изображения, и соответствующий ряд фотоприемников с чувствительностью e_i . Сигналы нейронов, генерируемые фотоприемниками, можно представить так:

$$S_1(x_i) = \log \{e_i f(x_i)\} = \log e_i + \log f(x_i) \quad (i \leq i \leq n). \quad (1)$$

После движения глаза, сдвигающего матрицу детекторов на один шаг относительно распределения освещенности, детектор 2 «видит» освещенность $f(x_1)$, детектор 3 — $f(x_2)$ и т. д., что дает начало серии сигналов

$$S_2(x_i) = \log \{e_{i+1} f(x_i)\} \quad (1 \leq i \leq n-1).$$

Поскольку $f(x_i)$ и e_i можно считать константами при сдвиге, то приращение сигнала

$$\Delta S(x_i) = S_2(x_i) - S_1(x_i) = \log (e_{i+1}/e_i) \quad (2)$$

дает отношение чувствительностей двух соседних детекторов. Таким образом, один детектор калибруется своими соседями.

Процесс, лежащий в основе (2), можно распространить на целый ряд детекторов:

$$\sum_{i=1}^{n-1} \Delta S(x_i) = \log (e_n/e_1). \quad (3)$$

Зная распределение относительной чувствительности, легко получить распределение относительной освещенности. Для того чтобы оценить

распределение относительной освещенности в двумерном поле, необходимы движения глаза в двух различных направлениях. Распределение относительной освещенности можно выразить как распределение контраста:

$$\log \frac{f(x_{i+j})}{f(x_i)} = \log \left\{ \frac{f(x_{i+j}) - f(x_i)}{f(x_i)} + 1 \right\} \approx \frac{f(x_{i+j}) - f(x_i)}{f(x_i)}.$$

Основные отправные пункты этой модели: 1) контролируемые движения, 2) запоминание не менее двух из трех наборов детекторных сигналов.

Реализация первой идеи довольно дорога в технической системе и требует, чтобы величина сдвига была приспособлена к шагу между элементами детектора или точно известна.

Нет необходимости предполагать, что сигнал имеет линейную форму (1). Если, например, характеристика детектора является неизвестной кривой из двухпараметрического множества, то два недостающих значения параметра можно получить по трем сигналам, связанным двумя контролируруемыми сдвигами в одном направлении [2]. Однако в этой системе потеряно одно уравнение. Поэтому можно оценить не относительную освещенность, а только распределение относительного контраста.

Светлые и темные детали. Одним из наиболее важных критериев качества изображений является контраст. Поэтому управление контрастом имеет основное значение в обработке изображений. Контраст ухудшается паразитным светом и неточностью фокусирования при получении изображения, но при этом темные детали ухудшаются больше, чем светлые, как видно из рис. 1. При нерезком изображении яркая точка на темном фоне уменьшается в пике интенсивности, однако контраст практически не изменяется. С другой стороны, темные детали на светлом фоне получают большее уменьшение контраста.

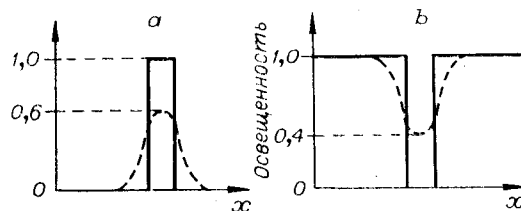
Восстановление контраста можно достигнуть подавлением постоянной составляющей сигнала, но светлые и темные детали по возможности нужно обрабатывать отдельно. Например, в случае, приведенном на рис. 1, а, практически нет постоянной компоненты, и сдвиг средней точки приведет к нежелательным искажениям.

При рассмотрении визуальной системы обнаруживается неожиданное свойство: информация от нервных клеток сетчатки об ее освещении кодируется независимо в растущих и убывающих временных сигналах (on- и off-центры нейронов). Для получения информации о мгновенной освещенности приращения и декременты надо просуммировать. Так как точка отсчета произвольна, можно оценить только относительную освещенность.

Сначала метод генерирования приращений и декрементов различными ячейками кажется запутанным. Однако в этом есть и много преимуществ. Из (1) видно, что приращения и декременты необходимы, чтобы устранить вариации чувствительности. Индивидуальные клетки для управления и балансирования on- и off-сигналами, как и большинство нейронов, подвержены адаптации. Из этого следует, что декременты могут управляться приращениями, что придает различный вес сигналам от светлых и темных мест. Более того, промежуточные

Рис. 1. Ухудшение контраста при расфокусировке:

а — яркий объект на темном фоне, б — темный объект на светлом фоне.



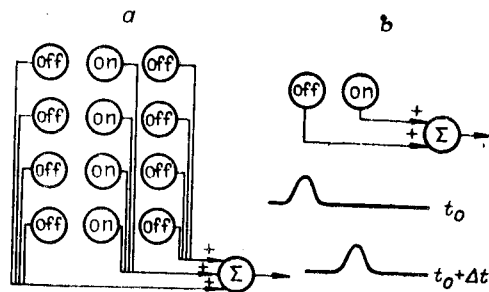


Рис. 2. Пространственные детекторы при комбинациях приращений и декрементов с различных областей сетчатки: *a* — детектор полосы, *b* — детектор направления движения.

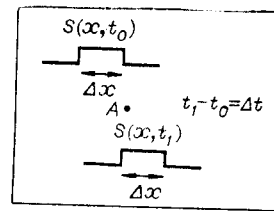


Рис. 3. Локальный метод измерения скорости.

Ширина Δx детали измеряется локально рядом пространственно-частотных каналов, находящихся в *A*, время прохождения t — фликкер-сигналом от *A*. Скорость $v = \Delta x / \Delta t$.

нейроны, служащие для связи on- и off-клеток в латеральном колленчатом теле, получают сигналы от высших нейронов в зрительном центре коры мозга, которая контролирует баланс между on- и off-вкладами [3]. В результате этих изменений баланса не только информация об интенсивности является относительной, но также и контраст, что дает возможность изменения и восстановления контраста.

Из предыдущей части статьи видно, что временные и пространственные приращения и декременты связаны между собой и могут взаимно преобразовываться друг в друга. Поэтому приращения от пространственных областей сетчатки могут сравниваться не только с декрементами из той же области, но также и с декрементами из соседних областей и наоборот. Как изображено на рис. 2, при объединении декрементов от элементов маленькой линии сетчатки (с одинаковым знаком) с приращениями от соседних областей формируется детекторная полоса [4]. Аналогично объединение детекторов от одной маленькой области с приращениями от соседнего пятна создает детектор направления движения для точек или полос [5]. Эти примеры показывают, что раздельное управление приращениями и декрементами имеет много преимуществ.

Обнаружение движений объектов. В технике анализа изображений основная трудность состоит в том, что для анализа структуры движущегося объекта желательно скомпенсировать движение, так как при таком методе существенно улучшается отношение сигнал/шум и пространственное разрешение. С другой стороны, для компенсации движения необходимо опознавать объект в каждом кадре, т. е. должна быть выполнена значительная часть анализа изображения до компенсации движения.

Хорошо известно, что визуальные системы используют два различных режима для этих двух этапов распознавания изображения: первый этап — определение движущихся объектов посредством быстрого процесса с ограниченным пространственным разрешением, второй — плавный следящий режим для фиксации движущегося объекта. Во втором режиме анализ изображения проводится в основном так же, как для статических объектов, поэтому подробно рассмотрим первый этап. Из физиологии движений глаза ясно, что вращательные движения нельзя компенсировать, поэтому будем анализировать только поступательно движущиеся объекты. Кроме того, объекты не должны быстро изменять структуру. В противном случае система не сможет надежно выполнить анализ изображения.

Для поступательно движущегося объекта для неподвижного глаза ситуация подобна случаю, рассмотренному выше, когда стационарный объект наблюдается поступательно движущейся сетчаткой. Однако имеется важное отличие между этими двумя случаями: при анализе стационарных объектов система использует контролируемые движения глаза, а при наблюдении движущихся объектов данные о скорости объ-

екта в системе отсутствуют. Следовательно, система должна получить их из анализа сцены. Поэтому информацию о скорости нельзя находить обычным методом оценки дистанции, которую прошел объект между двумя кадрами. В этом случае должен применяться локальный метод, учитывающий информацию только от одного изображения на сетчатке.

Такой локальный метод оценки скорости можно представить следующим образом (рис. 3). Рассмотрим движущуюся полосу, проходящую через стационарную точку сетчатки A . Время прохождения Δt обусловлено фликкер-сигналом детектора в A . Направление движения определяется с помощью детекторных элементов, как это описано в предыдущем разделе. Наконец, ширину Δx полосы можно получить с помощью группы рецепторных полей с различными размерами и ориентацией.

Существование таких рецепторных полей, эквивалентных пространственно-частотным каналам, доказано экспериментально для визуальной системы человека [6]. То рецепторное поле, которое наиболее соответствует ширине и ориентации полосы, будет максимально реагировать на движущуюся полосу. Определив это особое рецепторное поле, визуальная система сможет оценить ширину полосы и отсюда скорость полос.

Другая важная задача, которая решается с помощью рецепторных полей,— это сегментирование сцены. При сегментировании сложная сцена разбивается на более простые объекты, которые затем идентифицируют путем оценок характеристических параметров, например скорости. Если используется большее число параметров, сегментация может выполняться легче и эффективнее. В описанной модели скорость вычисляется по пространственной частоте (величине u и ориентации Φ), временной фликкер-частоте f и направлению движения ψ . Однако эти параметры можно использовать отдельно для сегментации. Например, пространственно-частотный спектр важен для грубого распознавания изображений, которое должно быть сделано любым способом при отслеживании объекта. Если объект движется не параллельно фронту, размеры (т. е. пространственная частота u) и величина скорости v будут соответственно изменяться. Изменение v , не соответствующее изменению u , покажет реальное изменение скорости и размеров. При рассмотрении комбинаций с угловыми переменными будут идентифицированы изменения направления движения или вращения.

До сих пор никто точно не знает, как анализ изображений выполняется визуальной системой. Предположения, выдвинутые в предыдущем разделе, надо еще доказать или опровергнуть. Тем не менее, они могут оказаться полезными для решения серьезных проблем в автоматическом распознавании изображений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Röhler R.— Biol. Cybernetics, 1979, vol. 32, p. 101—106.
2. Röhler R.— Optica Acta, 1979, vol. 26, p. 1407—1414.
3. Schmielau F., Singer W.— Brain Research, 1977, vol. 122.
4. V. Seelen W.— Kybernetik, 1979, Bd 7, S. 89—106.
5. Barlow H. B., Levick W. R.— J. Physiol., 1965, vol. 178, p. 477—504.
6. Tolhurst D. J.— J. Physiol., 1973, vol. 231, p. 385.

Поступила в редакцию 8 августа 1982 г.