Оптический журнал

Иконика

УДК 004.932.2

Симметричные паттерны в изображениях природных сцен

© 2022 г. С. В. Пронин

Институт физиологии им. И.П. Павлова Российской академии наук, Санкт-Петербург

E-mail: pronins@sbor.net

Поступила в редакцию 02.11.2021

DOI:10.17586/1023-5086-2022-89-01-24-32

Один из подходов к анализу изображений основан на использовании визуальных алфавитов, состоящих из компактных паттернов, характерных для изображений данного класса. Элементы этих алфавитов могут быть получены либо из теоретической модели, описывающей базовые структуры изображения, либо извлечены непосредственно из обучающих выборок. В данной работе исследовались симметричные паттерны, характерные для изображений природных сцен. Выбор этого класса паттернов обусловлен тем, что объекты, представляющие интерес, обладают, как правило, по крайней мере локальной симметрией. Кроме того, отбор только симметричных паттернов позволяет отбросить большинство фрагментов случайных текстур, которые чаще всего симметрией не обладают. Выборка изображений, использованная в данной работе, состояла из 829 монохромных фотографий, на которых в различных масштабах были изображены природные объекты и текстуры. Из данной выборки отбирались фрагменты диаметром 13 пикселов, обладающие одним из девяти типов симметрии. Полученные множества симметричных фрагментов обрабатывались с помощью алгоритма кластерного анализа DBSCAN, позволяющего анализировать кластеры произвольной формы. Было получено 15 типов паттернов, из которых пять типов ранее не использовались в качестве элементов визуальных алфавитов. Большинство полученных паттернов обладает зеркальной симметрией, что согласуется с результатами психофизических исследований, согласно которым зеркальная симметрия распознается быстрее, чем другие типы симметрий. Полученные данные могут быть использованы для формирования элементов визуальных алфавитов, а также для синтеза стимулов при проведении экспериментов в области физиологии зрения.

Ключевые слова: *локальная структура изображений, визуальные алфавиты, изображения природных сцен, симметричные паттерны, DBSCAN.*

Коды OCIS: *100.2960, 330.5000*

ВВЕДЕНИЕ

Многие работы в области анализа изображений исходят из предположения, что они могут быть описаны с помощью ограниченного множества паттернов, образующих некий визуальный алфавит [1]. Элементы этих алфавитов могут быть получены либо из теоретической модели, описывающей базовые структуры изображения, либо извлечены непосредственно из обучающих выборок. Второй подход используется в основном для узких классов изображений, так как в этом случае можно получать работоспособные алфавиты небольших размеров. Большинство алфавитов, рассматриваемых в рамках первого подхода, наоборот, не специализированные. Каждый элемент таких алфавитов — функция, зависящая от ряда параметров — ориентации, масштаба, контраста, степени размытия и др. Типы этих функций чаще всего выбираются

из одного и того же множества: это прямолинейные или изогнутые края и линии, круглые и эллиптические пятна, концы линий, пересечения и ветвления линий, пересечения линии и края, углы, области постоянного градиента яркости, иногда — «седлообразные» функции (например [2, 3]). Очевидно, что все эти паттерны часто встречаются в изображениях, принадлежащих к самым разным классам. Но представляет интерес следующий вопрос: действительно ли множество «базовых» паттернов исчерпывается этим набором функций или существуют какие-то частые паттерны, не входящие в него? В некоторых работах (например [3]) применяется и ряд других функций, но они выбираются из тех или иных эвристических соображений. Для того чтобы получить такой набор паттернов экспериментальным путем, необходимо применить второй подход к выборке изображений, относящихся к достаточно широкому классу. В данной статье описаны результаты эксперимента, где в качестве такого класса использованы изображения природных сцен. Это достаточно широкий класс изображений, и можно ожидать, что применение полученного алфавита паттернов будет возможно и за пределами этого класса. Дополнительным доводом в пользу такого выбора является то, что зрительные системы животных и человека адаптированы к этому классу изображений, и полученные результаты могут быть полезными для исследований в области физиологии зрения.

Типичный подход к получению алфавита из набора изображений основан на использовании алгоритмов кластерного анализа. Исходные изображения разбиваются на квадратные фрагменты размером N пикселов, где N обычно выбирается равным 3–15 пикселам. Каждому такому фрагменту соответствует точка в N^2-мерном пространстве изображений. Было показано, что в случае изображений природных сцен значительная часть этих точек группируется в районе нелинейных многообразий сравнительно невысоких размерностей [4]. Кластерный анализ позволяет аппроксимировать эти многообразия наборами точек, которые и образуют визуальный алфавит (обычно для этого используется алгоритм k-средних).

В простейшем варианте этого подхода центры окон размером N пикселов располагаются в каждом пикселе изображения, и все полученные фрагменты используются для дальнейшего анализа. Это допустимо в случае некоторых узких классов изображений, например для однородных текстур. Но в случае широких классов изображений, в частности, изображений природных сцен, отсутствие предварительного отбора фрагментов приводит к получению выборок неприемлемо большого размера. Первая причина заключается в том, что характерные детали изображения, которые могут быть элементами визуального алфавита, при разбиении изображения на фрагменты будут иметь произвольные положение и ориентацию относительно окна. В результате, даже если характерная деталь изображения имеет фиксированные размер и форму, она будет порождать множество различных фрагментов, отличающихся только взаимным расположением окна и данной детали изображения. Другой фактор, требующий предварительного отбора фрагментов — наличие в природных изображениях значительных по площади участков, содержащих случайные шумоподобные текстуры. Точки пространства изображений, соответствующие фрагментам таких текстур, очевидно, не будут образовывать компактных кластеров, но они могут составлять значительную часть исходной выборки, увеличивая ее объем и время, необходимое для обработки.

Один из возможных способов такого отбора — использование только фрагментов с центрами в особых ключевых точках, расположенных в наиболее информативных местах изображения — углах, точках пересечения линий, в центрах компактных пятен. В качестве примера можно привести работы [5, 6], где для поиска ключевых точек использовался детектор Харриса [7]. Хотя этот подход устраняет вариабельность взаимного расположения окна и деталей изображения, существующие алгоритмы поиска ключевых точек не всегда позволяют детектировать все информативные участки изображений [8]. Кроме того, использование детекторов ключевых точек нежелательно в том случае, когда получаемые элементы алфавитов предполагается использовать в качестве визуальных стимулов в физиологических экспериментах: нет никакой гарантии, что зрительные системы животных и человека используют те же алго-

ритмы для отбора ключевых точек, что и эти детекторы.

В данной работе в качестве критерия для отбора фрагментов предлагается наличие достаточно высокой степени симметрии того или иного типа. Допустим, в какой-то точке изображения расположен симметричный паттерн, имеющий ось и центр симметрии. Окно тоже имеет центр и оси симметрии, и положение окна можно выбрать так, чтобы его элементы симметрии совпадали с соответствующими элементами паттерна. Это позволяет значительно уменьшить вариабельность получаемых фрагментов изображения. Кроме того, отбор только симметричных паттернов позволяет отбросить большинство фрагментов случайных текстур, которые чаще всего симметрией не обладают.

Конечно, при таком подходе будут отбрасываться все асимметричные паттерны, которые тоже могут быть элементами визуальных алфавитов. Однако можно привести ряд доводов в пользу того, что симметричные элементы более важны для описания изображений. Объекты, представляющие интерес, как правило, обладают по крайней мере локальной симметрией. Все живые организмы обладают той или иной симметрией, локальной или общей, то же можно сказать и об искусственных объектах. Например, все символы (буквы, цифры) состоят из отрезков линий и дуг, обладающих по крайней мере зеркальной симметрией. Что касается асимметричных паттернов, то они более характерны для нерегулярных фоновых текстур — грунта, крон деревьев, облаков и др. В пользу важности симметричных паттернов говорит также наличие в зрительной системе человека механизма детектирования симметрии, срабатывающего на ранних этапах анализа изображения [9]. И, наконец, большинство описанных в литературе алфавитов, основанных на теоретических моделях, состоит только из элементов, обладающих той или иной симметрией.

ОПИСАНИЕ МЕТОДА АНАЛИЗА ФРАГМЕНТОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

При выборе типов симметрии была использована работа [10], в которой описаны 15 возможных типов симметрии, которыми могут обладать компактные фрагменты изображений. Часть из описанных типов [10] в данной работе не использовалась. В частности, не использовались тривиальный случай однородного яркостного поля, а также предложенные автором типы паттернов, симметричные относительно комбинации смещения и изменения яркости, пропорционального смещению. Если изменение яркости невелико, такие паттерны можно считать обладающими только трансляционной симметрией, если велико — их можно аппроксимировать областью постоянного градиента яркости. Не использовались также типы симметрии, дающие паттерны со сложной структурой, которая не может быть отображена с помощью фрагментов малого размера. Хотя диаметр используемых фрагментов был равен 13 пикселам, но, с учетом того, что изображение перед обработкой сглаживалось путем свертки с гауссовым ядром, количество деталей в этих фрагментах скорее соответствовало участкам несглаженного изображения вдвое меньшего диаметра. Итоговый набор типов симметрии, использованный в данной работе, включает в себя следующие 9 типов:

1. Трансляционная симметрия, т.е. симметрия относительно смещения на произвольную величину. Пример паттернов, обладающих этим типом симметрии — фрагменты прямолинейных краев или линий. Эти фрагменты могут быть описаны одномерными яркостными профилями (сечениями), ориентация которых задается ориентацией градиента яркости. Использовались три типа этих симметрий: T_{even} — яркостной профиль описывается четной функцией, T_{odd} — нечетной, T_{asym} — асимметричной функцией, которая не является ни четной, ни нечетной.

2. Зеркальная симметрия относительно одной оси. Использовались два типа этой симметрии: симметрия относительно отражения без изменения яркостей пикселов — M_1 и симметрия относительно комбинации зеркального отражения и замены изображения на негативное — nM_1. Следует отметить, что хотя паттерны с трансляционными симметриями типов T_{even}, T_{odd} и T_{asym} зеркально симметричны относительно любой оси, совпадающей по ориентации с градиентом яркости, они, тем не менее, выделены в отдельный тип, отличный от M_1 и nM_1.

3. Типы симметрии, которые характеризуются наличием центра симметрии — точки,

которая при преобразованиях остается неподвижной, в то время как все остальные точки смещаются. Использовались следующие типы:

3а) Симметрия относительно поворота на произвольный угол относительно центра симметрии — R_∞. Пример таких паттернов — круглые пятна или кольца.

3б) Симметрия R_{120} — относительно поворота на угол $120m°$, где m — целое число.

3в) Симметрия R_{180} — относительно поворота на угол $180m°$, где m — целое число.

3г) Симметрия nR_{180} — относительно комбинации поворота на угол 180° и замены изображения на негативное.

Паттерны, имеющие тип симметрии R_{180}, могут быть также зеркально симметричны, и в работе [10] для таких паттернов вводился отдельный тип симметрии. Но в данной работе все они отнесены к одному типу R_{180}, независимо от наличия или отсутствия зеркальной симметрии. То же относится и к типу симметрии R_{120}.

Так как паттерны в изображениях реальных природных сцен не могут быть абсолютно симметричными, был использован следующий критерий приближенной симметричности фрагмента изображения. Если I — фрагмент, F — трансформация, задающая тип симметрии, и $F(I) = I'$, то фрагмент I считается симметричным, если эвклидова дистанция между I и I' в пространстве изображений не превышает порога $D_{\max}$. Значение порога должно быть выбрано таким, чтобы вероятность срабатывания детектора симметрии на участках изображения, где симметричные объекты заведомо отсутствуют (например, в районе случайных текстур), была достаточно мала. Для расчета такого значения $D_{\max}$ был использован исходный набор изображений природных сцен, но эти изображения были преобразованы в случайные текстуры, обладающие теми же основными статистическими характеристиками, что и исходные изображения. Для этого вычислялся спектр каждого изображения, фазовая составляющая этого спектра заменялась на случайную, и затем с помощью обратного преобразования Фурье вычислялось соответствующее этому спектру изображение. Полученные изображения обладают теми же значением средней яркости, дисперсией и энергетическим спектром, что и исходные, но структура изображенных на них объектов оказывается полностью разрушенной. Далее для фрагментов таких «рандомизированных» изображений вычислялось распределение значений эвклидовых дистанций между I и $F(I)$, и в качестве $D_{\max}$ выбиралась дистанция, обеспечивающая вероятность срабатывания детектора, равную 10^{-5} (на «рандомизированных» изображениях). Для каждого из типов симметрии вычислялось свое значение $D_{\max}$. Эксперименты показали, что при таких значениях $D_{\max}$ срабатывания детекторов симметрии на случайных текстурах очень редки.

В работе использовались фрагменты изображений в виде кругов диаметром 13 пикселов. Значения яркости брались в точках, расположенных в узлах сетки с шагом, равным двум пикселам, внутри круга помещалось 29 точек. Сетка могла иметь произвольную ориентацию, значения яркостей в ее точках вычисляются путем интерполяции с помощью алгоритма [11]. Если фрагмент изображения имел зеркальную симметрию (типы M_1 и nM_1), то ориентация сетки выбиралась совпадающей с ориентацией оси симметрии. Для описания профилей паттернов с трансляционной симметрией использовались сечения длиной 13 точек, с дистанцией между точками также в 2 пиксела. Выбор дистанции между точками, равной двум пикселам, связан с тем, что изображения перед обработкой сглаживались путем свертки с гауссовым ядром со стандартным отклонением, равным 1 пикселу. Сглаживание необходимо для увеличения точности интерполяции. Все фрагменты нормировались так, чтобы их средняя яркость была равна 0, а стандартное отклонение равнялось бы 1.

Обработка каждого изображения проводилась в три этапа. На первом этапе помечались области изображения, не содержащие высококонтрастных деталей. Для этого вычислялось значение контраста для каждого пиксела по формуле $(B_{\max} - B_{\min})/(B_{\max} + B_{\min})$, где $B_{\max}$ и $B_{\min}$ — максимальная и минимальная яркости в окрестности данного пиксела диаметром 13 пикселов. Если контраст был ниже 0,2, то пиксел помечался как малоконтрастный и исключался из дальнейшего анализа.

На втором этапе проводился поиск контрастных областей, имеющих трансляционную симметрию (прямые линии, края, области

постоянного градиента яркости и др.). Для поиска таких областей использовались гистограммы ориентаций градиентов яркости внутри кругов диаметром 13 пикселов. Если все градиенты имели примерно одну ориентацию или две противоположные ориентации, то центральный пиксел этого круга помечался как имеющий трансляционную симметрию, так как яркость в его окрестности изменялась только вдоль одного направления. Группа таких пикселов, граничащих друг с другом, образует область, имеющую трансляционную симметрию. В каждой из таких областей находился пиксел с максимальным значением градиента, и через него проводилось сечение, описывающее яркостной профиль области. Профиль заносился в соответствующий список, затем все пикселы области помечались и исключались из дальнейшего анализа.

На третьем этапе среди оставшихся непомеченными областей изображения проводился поиск фрагментов, обладающих симметриями типов M_1, nM_1, R_{180}, nR_{180}, R_{120} и R_∞. Точки этих областей обследовались с шагом, равным 0,5 пиксела. Если в какой-то точке обнаруживался фрагмент, обладающий приближенной симметрией, определялись положение его центра (с точностью 0,1 пиксела) и ориентация (с точностью 1°), обеспечивающие максимальную степень симметрии. Если при этом эвклидова дистанция между фрагментом I и $F(I)$ не превышала порога $D_{\max}$, он заносился в соответствующий список фрагментов.

После обработки всех изображений для каждого из девяти типов симметрии был получен список фрагментов. Далее каждый из этих списков анализировался методом кластерного анализа. В качестве алгоритма для кластерного анализа выбран алгоритм DBSCAN (*Density-based spatial clustering of applications with noise*) [12], позволяющий работать с кластерами произвольной формы. Этот алгоритм имеет два входных параметра — радиус ε и минимальное число точек $N_{\min}$. Построение кластера начинается с произвольной точки. Точка считается элементом кластера, если на расстоянии ε от нее находится не менее $N_{\min}$ других точек, которые также считаются принадлежащими этому же кластеру. Далее все эти соседние точки проверяются на выполнение того же условия (не менее $N_{\min}$ соседей в окрестности радиуса ε), и если для данной точки условие выполнено, то все ее соседние точки также включаются в состав кластера. Таким образом, кластер аппроксимируется набором перекрывающихся сфер радиуса ε с центрами в точках, принадлежащих данному кластеру, причем каждая сфера содержит не менее $N_{\min}$ точек. Точки, лежащие в областях с малой плотностью (имеющие число соседей менее $N_{\min}$), в состав кластеров не входят и отбрасываются.

Выбор значений параметров ε и $N_{\min}$ определяется спецификой решаемой задачи. В данной работе выбирались значения параметров, обеспечивающих разделение исходного набора симметричных паттернов на подмножества с четко отличающимися свойствами (например, негативные и позитивные варианты одного и того же класса паттернов), причем небольшие вариации значений параметров не должны приводить к существенному изменению этих подмножеств. Так как различные кластеры могут иметь различную плотность точек, использовался следующий прием. Сначала значение $N_{\min}$ выбиралось в диапазоне 50–200 и проводился поиск кластеров с большой плотностью точек. Затем значение $N_{\min}$ понижалось до 10 и проводился анализ точек, не вошедших в кластеры, найденные на первом этапе. Кластеры малого размера (с числом точек менее 30) отбрасывались.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Выборка изображений, использованная в данной работе, состояла из 829 монохромных фотографий, на которых в различных масштабах были изображены природные объекты и текстуры: растения, животные, грунт, снег, водная поверхность, облака. Из них 229 изображений были взяты из базы, использовавшейся в работе [13] (van Hateren natural image database), они имели размер 1536×1024 пикселов. Остальные фотографии имели размеры в диапазоне от 306×500 до 900×1180 пикселов. Число полученных фрагментов для каждого из типов симметрий следующее: T_{even} — 9378, T_{odd} — 66069, T_{asym} — 23267, M_1 — 54192, nM_1 — 2462, R_{180} — 18998, nR_{180} — 9946, R_∞ — 7565, R_{120} — 1562. При менее жестких критериях отбора (т.е. при увеличении значений порогов $D_{\max}$) число фрагментов резко возрастает, но время, затрачиваемое на выпол-

нение кластерного анализа, становится неприемлемо большим, так как оно пропорционально квадрату от числа фрагментов.

Фрагменты, имеющие тип симметрии M_1, при параметрах алгоритма DBSCAN $\varepsilon = 0{,}01$ и $N_{\min} = 100$ образуют два кластера размерами 3155 и 21791 точек. Образцы паттернов из первого кластера приведены на рис. 1а. Второй кластер содержит негативные варианты тех же самых паттернов. Из рис. 1а видно, что эти паттерны условно можно разделить на четыре подкласса — изогнутый край, угол, конец линии и паттерн, который можно назвать выступом. Однако резких границ между этими подклассами нет. Первые три подкласса входят в набор часто используемых базовых паттернов, описанный в вводной части. Четвертый подкласс, «выступ», в этот набор не входит.

Фрагменты, имеющие тип симметрии nM_1, при $\varepsilon = 0{,}01$ и $N_{\min} = 50$ образуют два кластера близких размеров. Все элементы этих кластеров являются вариациями паттернов, представленных на рис. 1б. Они имеют два зеркально-симметричных варианта — «правый» и «левый», причем в каждом кластере содержится только один из вариантов. Эти паттерны не входят в число часто используемых элементов алфавитов, но близкие к ним были использованы в работе [3].

Для типа симметрии R_{180} при $\varepsilon = 0{,}05$ и $N_{\min} = 100$ паттерны образуют два кластера размером 4204 и 9723 точек, содержащие один и тот же набор типов паттернов, только в «позитивном» и «негативном» вариантах. Эти кластеры подбором значений ε и $N_{\min}$ можно разделить на несколько подмножеств, состоящих из четырех типов паттернов, приведенных на рис. 2а: вытянутые пятна (верхний ряд), «перешейки» (второй ряд), пересечения двух полос (третий ряд) и паттерны, состоящие из двух близко расположенных концов линий или пятен (четвертый ряд). Вытянутые пятна и пересечения линий часто используются в качестве элементов алфавитов. «Перешейки» и пары пятен обладают отдаленным сходством с «седлообразными» функциями из публикаций [2, 3]. Но «седлообразные» функции симметричны относительно комбинации поворота на 90° и замены изображения на негативное, в то время как паттерны на рис. 2а этим свойством не обладают.

В случае типа симметрии nR_{180} при $\varepsilon = 0{,}007$ и $N_{\min} = 100$ паттерны образуют два кластера близких размеров (1787 и 1830), содержащие S-образные паттерны, некоторые из которых представлены на рис. 2б. Как и паттерны на рис. 1б, они имеют два зеркально-симметричных варианта — «правый» и «левый»,

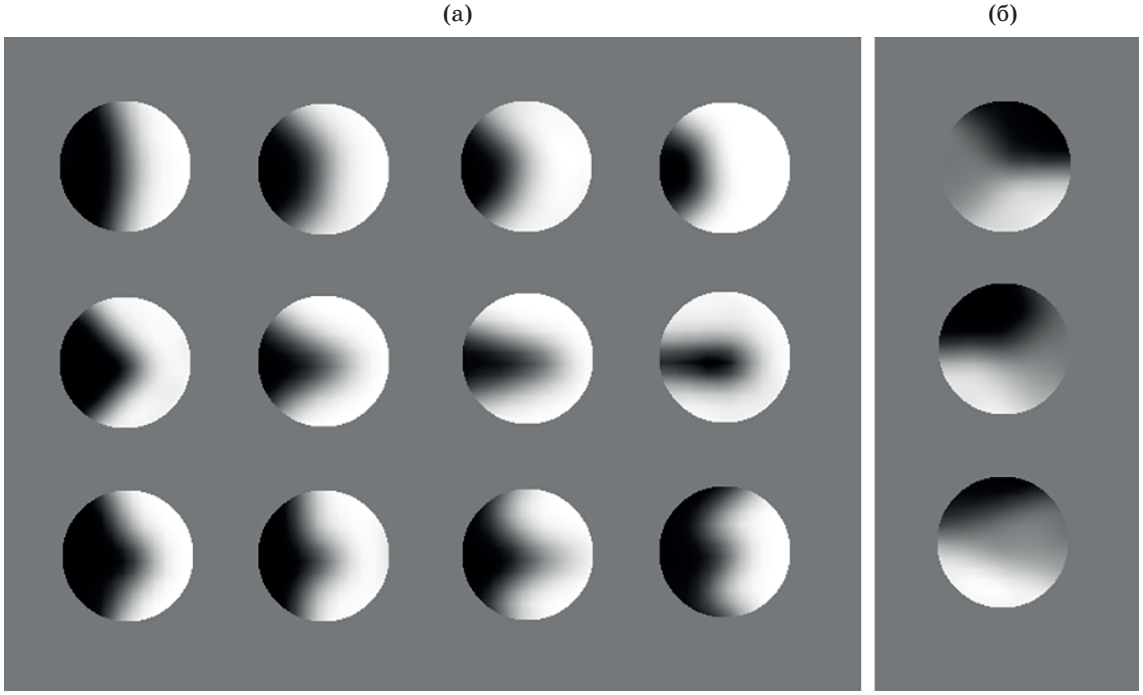


Рис. 1. Примеры паттернов, имеющих типы симметрии M_1 (а) и nM_1 (б).

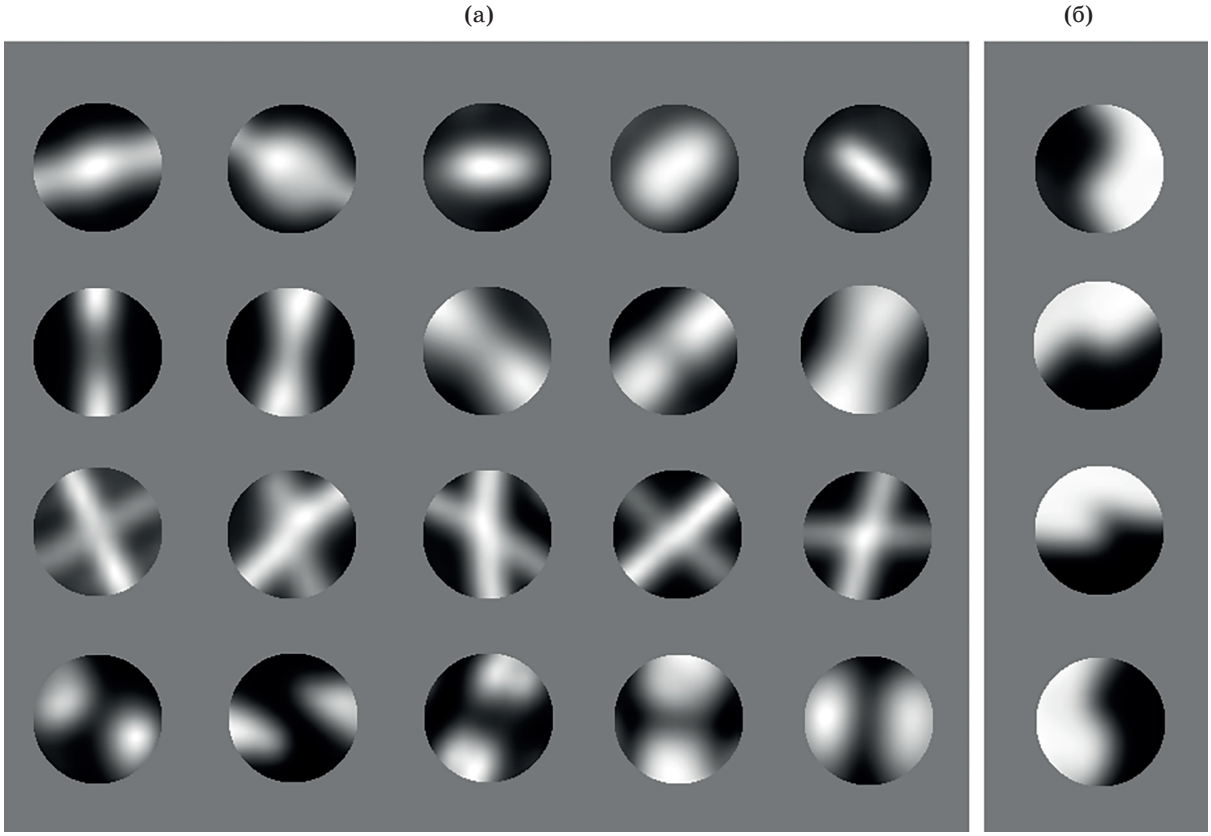


Рис. 2. Примеры паттернов, имеющих типы симметрии R_{180} (а) и nR_{180} (б).

в каждом из кластеров содержится только один вариант. Паттерны этого типа еще не использовались в качестве элементов визуальных алфавитов.

На рис. 3а демонстрируются паттерны, имеющие тип симметрии R_{120}, на рис. 3б — тип симметрии R_{∞}. В обоих случаях были получены два кластера, содержащие сходные наборы паттернов, только в «позитивном» и «негативном» вариантах (на рис. 3 приведены оба варианта). Все эти типы паттернов часто используются в качестве элементов алфавитов.

Типичные профили сечений областей, обладающих трансляционной симметрией, представлены на рис. 4. На рис. 4а — примеры профилей типов симметрии T_{even} и T_{odd}. Элементы такого рода, соответствующие сечениям линий и краев, очень распространены и являются обязательными элементами практически всех визуальных алфавитов. Интерес представляют профили сечений, имеющих тип симметрии T_{asym}, примеры которых приведены на рис. 4б. Они не являются ни сечениями края, ни линии. Несмотря на то, что

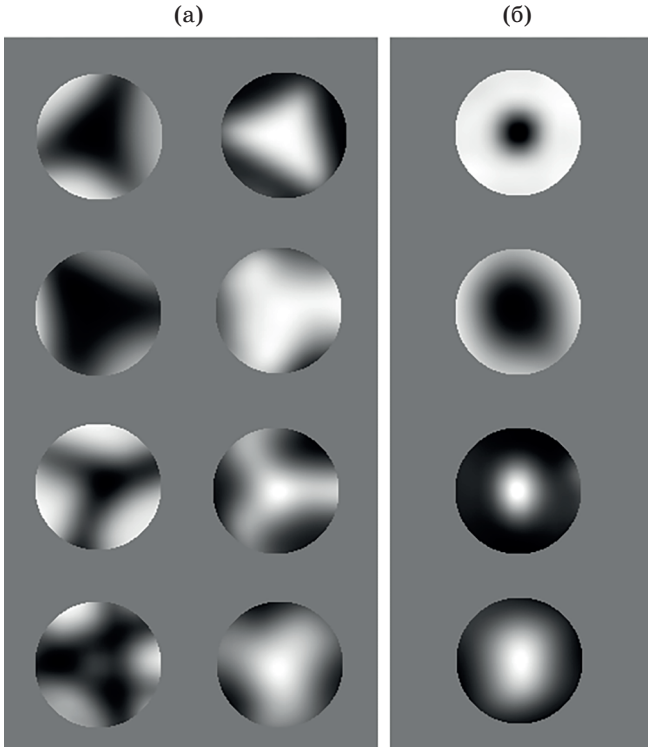


Рис. 3. Примеры паттернов, имеющих типы симметрии R_{120} (а) и R_{∞} (б).

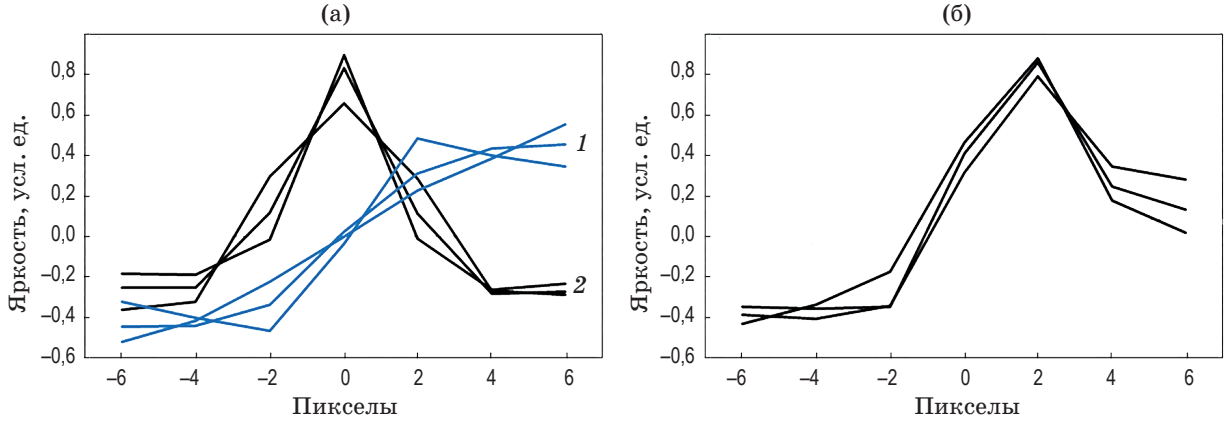


Рис. 4. Примеры профилей паттернов, имеющих типы симметрии T_{odd} (*1*) и T_{even} (*2*) — (а) и T_{asym} — (б).

подобные паттерны достаточно распространены (число областей с таким типом симметрии равно 23267, в то время как для T_{even} — всего 9378), они еще не использовались в качестве элементов визуальных алфавитов.

Следует отметить, что среди полученных паттернов отсутствуют некоторые часто используемые в визуальных алфавитах элементы. Это отрезки дуг, Т-образные пересечения линий и пересечения линии и края. В исходных списках фрагментов эти паттерны встречаются, но их слишком мало и они не образуют кластеров с достаточной плотностью. Для устранения этого недостатка можно либо увеличить выборку изображений, либо дополнить выборку изображениями искусственных объектов, в которых подобные паттерны встречаются чаще, чем на фотографиях природных сцен.

Общим для почти всех полученных паттернов является наличие зеркальной симметрии, хотя бы приблизительной, исключение составляют только паттерны на рис. 1б и 2б. В частности, все паттерны, обладающие симметрией типов R_{120} и R_{180}, в той или иной степени имеют и зеркальную симметрию, хотя при отборе соответствующих фрагментов проверка на наличие зеркальной симметрии не проводилась. Так как зрительная система человека адаптирована к изображениям природных сцен, можно предположить, что доминирование зеркальной симметрии в природных паттернах должно привести к формированию механизмов для быстрого детектирования именно этого типа симметрии. Данные психофизических экспериментов подтверждают это предположение [9, 14, 15]. Например, в работе [14] исследовалось распознавание симметрии в паттернах четырех типов, состоящих из точек, квадратов, диагональных и прямоугольных отрезков. Для всех типов паттернов латентность при распознавании фигур, обладающих зеркальной симметрией, была ниже, чем для фигур только с вращательной симметрией.

В заключение следует отметить, что, несмотря на распространенность симметричных паттернов, их, очевидно, недостаточно для полного описания изображений природных сцен. Можно привести примеры компактных паттернов, которые часто встречаются на таких изображениях, но, тем не менее, асимметричны. Например, часто встречаются линии, пересекающие прямолинейные края под углом, отличным от прямого. Поэтому достаточно полный визуальный алфавит должен содержать и асимметричные паттерны, хотя для их поиска потребуется иная методика, чем для поиска симметричных паттернов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе исследованы компактные симметричные паттерны, характерные для изображений природных сцен. Отбор фрагментов изображений с высокими степенями симметрии позволил получить выборки сравнительно небольшого объема, которые могли быть обработаны за приемлемое время алгоритмом кластерного анализа DBSCAN. Было получено 15 типов паттернов, пять из которых ранее не использовались в качестве элементов визуальных алфавитов. Большинство полученных паттернов

обладает зеркальной симметрией, что согласуется с результатами исследований в области физиологии зрения, согласно которым зеркальная симметрия распознается быстрее, чем другие типы симметрий. Полученные наборы паттернов могут быть использованы для формирования элементов универсальных визуальных алфавитов, а также в качестве стимулов при проведении экспериментов в области физиологии зрения.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Ramanan A., Niranjan M.* A review of codebook models in patch-based visual object recognition // J. Signal Processing Systems. 2012. V. 68. P. 333–352
2. *Lillholm M., Griffin L.* Novel image feature alphabets for object recognition // 19th Internat. Conf. Pattern Recognition. Tampa, USA. 2008, Dec. 8–11. V. 1. P. 1–4.
3. *Aslan S., Akgül C., Sankur B., Tunali T.* SymPaD: Symbolic patch descriptor // Proc. 10th Internat. Conf. Computer Vision Theory and Applications. Berlin, Germany. 2015, March 11–14. V. 2. P. 266–271.
4. *Lee A.B., Pedersen K.S., Mumford D.* The nonlinear statistics of high-contrast patches in natural images // Internat. J. Computer Vision. 2003. V. 54. P. 83–103.
5. *Agarwal S., Roth D.* Learning a sparse representation for object detection // Proc. Seventh European Conf. Computer Vision. Copenhagen, Denmark. 2002, May 28–31. V. 4. P. 113–130.
6. *Leibe B., Schiele B.* Interleaved object categorization and segmentation // Proc. British Machine Conf. / Ed. Harvey R., Bangham A. Durham: BMVA Press, 2003. P. 78.1–78.10.
7. *Harris C., Stephens M.* A combined corner and edge detector // Proc. Fourth Alvey Vision Conf. Manchester, UK. 1988, Aug. 31 — Sept. 2. P. 147–151.
8. *Jurie F., Triggs B.* Creating efficient codebooks for visual recognition // 10th IEEE Internat. Conf. on Computer Vision. Beijing, China. 2005, Oct. 17–21. V. 1. P. 604–610.
9. *Wagemans J.* Detection of visual symmetries // Spatial Vision. 1995. V. 9. № 1. P. 9–32.
10. *Griffin L.* Symmetries of 2-D images: Cases without periodic translations // J. Mathematical Imaging and Vision. 2009. V. 34. № 3. P. 259–269.
11. *Keys R.* Cubic convolution interpolation for digital image processing // IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Proc. 1981. V. 29. № 6. P. 1153–1160.
12. *Ester M., Kriege H.P., Sander J., Xu X.* A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise // Proc. Second Internat. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining. Portland, Oregon. 1996. P. 226–231
13. *van Hateren J.H., Ruderman D.L.* Independent component analysis of natural image sequences yields spatiotemporal filters similar to simple cells in primary visual cortex // Proc. Royal Soc. of London. 1998. V. 265. P. 2315–2320.
14. *Royer E.* Detection of symmetry // J. Experimental Psychology: Human Perception and Performance. 1981. V. 7. № 6. P. 1186–1210.
15. *Tyler C.* Human symmetry perception and its computational analysis. London: Lawrence Erlbaum Associates, Inc., 2002. 393 p.