

Теорема 1. Все смежные поддеревья кроме одного T_i^u по одной вершине $u \in T$ дерева T покрываются одним смежным поддеревом T_j^v по другой вершине $v \in T_i^u$:

$$T_1^u, \dots, \overline{T_i^u}, \dots, T_n^u \subset T_j^v, v \in T_i^u, n = \text{deg } u, i = \overline{1, n}. \quad (3)$$

Аналогично для разложения на смежные поддеревья по вершине v :

$$T_1^v, \dots, \overline{T_i^v}, \dots, T_m^v \subset T_j^u, u \in T_j^v, m = \text{deg } v, j = \overline{1, m} \quad (4)$$

Ряд доказанных в работе теорем позволяет утверждать, что минимальное число тестов для установления структуры неизвестных соединений получается только в том случае, если каждая единичная проверка включает в себя центроид дерева соединений.

УДК621.397

СЖАТИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ РУКОПИСНЫХ СИМВОЛОВ НА ОСНОВЕ КЛЕТОЧНОЙ ЛОГИКИ

Одинец Д.Н.

Военная академия республики Беларусь

Основной проблемой систем распознавания рукописных символов является определение сходства различных вариантов образов одного класса. Непостоянная толщина линий, произвольные размер и наклон отдельных фрагментов символов и изображения в целом порождают бесконечное множество инвариантов одного образа. Это является принципиальной трудностью построения классификаторов и собственно распознавания, как задачи кибернетики.

Для ограничения этого множества служит этап предварительной обработки изображений, который обычно включает процедуры фильтрации, сегментации, скелетизации, аппроксимации. Однако скелет

или остов еще в значительной степени содержит уникальные черты исходного изображения символа и поэтому требует дальнейшей обработки в направлении выделения информативных признаков и уменьшения размерности входных данных (сжатия)[1].

Критерий сжатия в данном случае—сохранение сходства сжатого и исходного изображений, но в то же время должны уменьшаться различия между разными образами одного класса. Предлагаемый ниже метод позволяет решить эту проблему и может быть использован в системах структурного и статистического распознавания.

Применение клеточной логики является перспективным направлением обработки информации о структуре изображений ввиду реальных перспектив реализации клеточных автоматов (КА) на СБИС. К КА обычно относят однородные вычислительные структуры с регулярными локальными связями между элементами. Каждый элемент (клетка) вычисляет значение своего нового состояния по состояниям своих ближайших соседей [2,3].

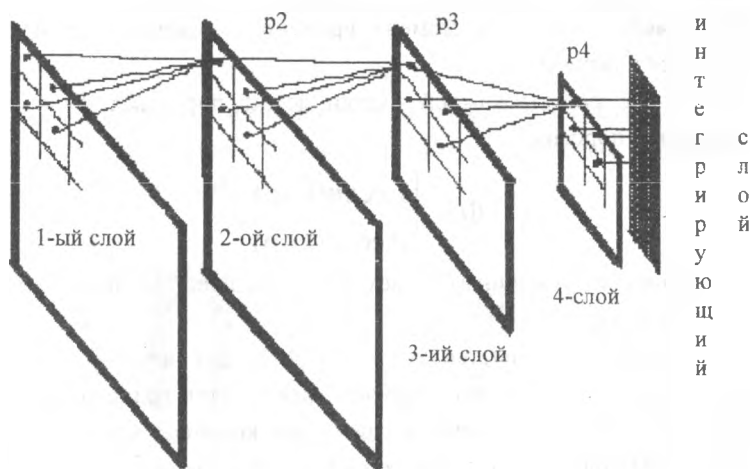


Рис. 1

4. Распознавание образов и анализ изображений

Предлагаемая модель КА имеет многоуровневую структуру и представлена на Рис.1. В общем случае число уровней (слоев) может быть произвольным, а в рассматриваемом примере для наглядности ограничено четырьмя слоями. Каждый слой это регулярная матрица клеток. От уровня к уровню клетки соединены в тетрадные деревья. Клетки интегрирующего (верхнего) слоя образуют восьмисвязную решетку. Древоподобная топология позволяет последовательно, от слоя к слою, сокращать объем обрабатываемых данных без потери информации о структуре изображения. Восьмисвязная решетка на интегрирующем слое позволяет реализовать операции клеточной логики[3].

Изображение заносится в первый уровень клеточного автомата и хранится там в течение всего процесса обработки данного символа. На последующих уровнях формируется множество образов, из которых составляется идеализированное изображение в самом верхнем интегрирующем слое. Таким образом, многоуровневая модель структуры клеточного автомата позволяет оперировать не с элементами изображения, а с образами. При этом постоянно имеется возможность сопоставить образ, формируемый в текущий момент времени с реальным изображением, хранящемся в первом слое.

В основе работы каждой клетки лежит пороговая функция Φ с управляемым порогом:

$$\Phi = \begin{cases} 1, \text{если } (k \leq p) \\ 0, \text{если } (k < p) \end{cases} \quad (1),$$

где k —число возбужденных элементов предшествующего уровня, p —управляемый порог.

Значение p изменяется от 1 до 4 и для клеток каждого слоя устанавливается независимо, причем все клетки одного слоя имеют одинаковый порог. Это позволяет получать конечное множество порогов на различных слоях модели и тем самым формировать множество из N промежуточных образов:

$$N = (p_{\max})^{n-1},$$

где p_{\max} — максимальное значение порога, n — число уровней.

Процедура формирования изображения в интегрирующем слое выполняется по следующему алгоритму.

П.1. Определить очередную комбинацию порогов. Для клеточного автомата (Рис.1) возможны $4^3=64$ комбинации порогов.

П.2. Вычислить логические состояния элементов верхнего слоя.

П.3. Отселектировать и записать в интегрирующий слой участки пикселей, удовлетворяющие маске (Рис.2).

П.4. Пометить и исключить из обработки пиксели, соответствующие маске.

П.5. Проверить условия окончания перебора всех комбинаций и принять решение о переходе к П.1 или П.6.

П.6. Выдать интегральный образ в память управляющей ЭВМ.

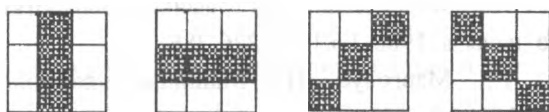


Рис.2

В результате в интегрирующем слое формируется сжатый образ (Рис.3), который имеет максимальное количество информативных признаков исходного изображения.



Рис.3

Заключение

Предложенный метод совмещает операции скелетизации и аппроксимации в одном алгоритме. При формировании информативных участков использованы логические, а не арифметические критерии. В результате метод обладает меньшими вычислительными затратами, и как следствие предполагает более простую алгоритмическую реализацию. При этом качество предварительной обработки сравнимо с известными методами[1,4].

Ориентированный на аппаратную реализацию клеточным автоматом метод сжатия бинарных изображений формализован и промоделирован на ПЭВМ.

Литература:

1. Павлидис.Т Алгоритмы машинной графики и обработки изображений. М.: Радио и связь, 1986, Гл.12.,с. 226-286.
2. Тоффоли Т., Марголюс Н. Машины клеточных автоматов. М.:Мир,1991,Гл.1-2.,с.10-46.
3. Одинец Д.Н. , Татур М.М.// VII Белорусская математическая конференция. Минск, Беларусь; Тезисы докладов. 1996. Часть 3.С.136-137.
4. Kumskov M., Golenkov V.// Fourtf Internetal Conference on Pattern Recognition and Information Processing.Minsk, Belarus;1997.Vol..2.P.204-208.