

Ф. А. Мурзин, О. Н. Половинко, И. В. Лобив

РАСПОЗНАВАНИЕ ТЕКСТУР ПО ПРОСТРАНСТВЕННЫМ ЗАКОНОМЕРНОСТЯМ*

ВВЕДЕНИЕ

Статистический и структурный подходы к описанию текстур и оптические методы реализации этих подходов достаточно полно раскрыты в работе Р. М. Харалика [3].

В данной статье описываются рассмотренные нами варианты применения данных способов при цифровой обработке изображений и приводятся полученные результаты.

Известно восемь статистических подходов к измерению и описанию текстурных характеристик изображения, нами проводилась работа с использованием автокорреляционных функций, плотности перепадов и длин серий.

Основной сложностью при изучении свойств текстур (под понятием текстуры мы понимаем некоторым образом организованный участок поверхности), является тот факт, что очень сложно разработать универсальный метод распознавания. Иными словами можно сказать, что под любой вид текстуры можно подобрать метод распознавания, который, при качественной настройке будет выдавать практически стопроцентный результат, тогда как на другом виде текстуры этот метод работать не будет.

Для демонстрации практических результатов выбраны представители наиболее часто встречаемых — естественных, структурных и стохастических — видов текстур.

Написана программа на языке программирования Visual C++ 6.0, реализующая три подхода к изучению текстурных характеристик. В программе используется система цветовых координат RGB. Цветное изображение размером $n \times m$ задается тремя матрицами $I_R = I_R(i, j)$, $I_G = I_G(i, j)$ и $I_B = I_B(i, j)$, где $0 \leq i \leq n-1$, $0 \leq j \leq m-1$. Значения элементов матриц $I_R(i, j)$, $I_G(i, j)$ и $I_B(i, j)$ изменяются в пределах от 0 до 255.

* Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (грант № 01-01-794) и Министерства образования РФ.

Все тесты проводились на компьютере с процессором Pentium III (700 MHz).

РЕАЛИЗОВАННЫЕ МЕТОДЫ

1. Плотность перепадов

1.1. Теоретическая часть

Впервые описывать текстуру, исходя из количества перепадов яркости на единицу площади изображения, попробовали Розенфельд и Трой, а также Розенфельд и Терстон. Идеи последних были развиты Саттоном и Холлом, которые достигли 80%-ой точности в различении больных и здоровых легких при размере изображения $128 * 128$.

Итак, при данном подходе текстуру трактуют, исходя из количества перепадов яркости на единицу площади изображения. Приходящийся на клетку изображения перепад можно обнаружить, сравнивая значения локальных признаков пар непересекающихся фрагментов изображения, соседствующих с этой клеткой.

В качестве локального признака Розенфельд и Терстон предложили использовать сокращенный градиент Робертса (сумму абсолютных значений разностей между уровнями яркости пар соседних клеток, расположенных по обе стороны от каждой диагонали).

Саттон и Холл предложили вычислять функциональную зависимость градиента от расстояния между точечными элементами. На множестве соседних точек N и в указанных выше обозначениях эта функция записывается в виде:

$$g(d) = \sum_{(i,j) \in N} \{ |I(i,j) - I(i+d,j)| + |I(i,j) - I(i-d,j)| + |I(i,j) - I(i,j-d)| + |I(i,j) + I(i,j+d)| \},$$

где d — расстояние. График функции $g(d)$ напоминает смещенный вверх график автокорреляционной функции, взятой со знаком минус.

1.2. Прodelанная работа

Данный подход реализован функцией, в основу которой положен следующий структурный алгоритм (рис.1).

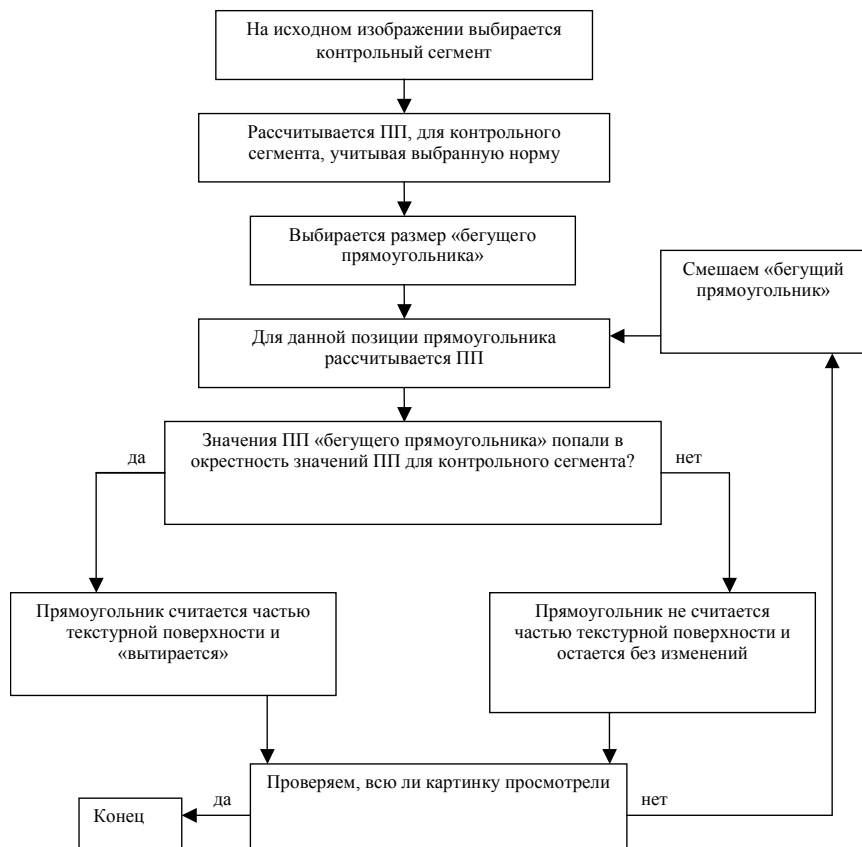


Рис. 1. Блок-схема алгоритма функции ПП

При вычислении частоты перепадов применялось несколько норм для определения близости цветов. Опыты показали, что оптимальные результаты при определении близости цветов достигаются при применении шаровой нормы, т.е. суммы квадратов значений яркости, с радиусом равным ста, т.е.

$$R^2 + G^2 + B^2 = C = 100.$$

Величина коэффициента определялась способом визуального восприятия, т.е. провели несколько опытов, показывающих, какие оттенки цветов

различимы для человеческого глаза, и была взята минимальная величина по значениям, полученным в проведенных опытах.

Для сравнения величин частот был применен следующий метод, бралась их разность по модулю и сравнивалась с некоторой погрешностью. О величине погрешности можно сказать следующее: величины для разных тестовых изображений становились различными, начиная с 0.15 и больше. Кроме того, о погрешности можно сказать то, что она является функцией от размера самого изображения, от размера контрольного сегмента, и от размера «бегущий прямоугольник».

1.3. Полученные результаты

Приведем примеры обработки этим методом тестовых изображений.

Тест №1. «Кирпичная стена» (рис.2).

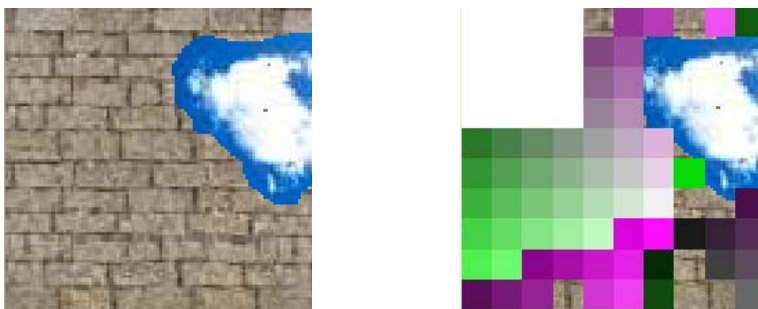


Рис.2. Тест №1. «Кирпичная стена», обработка методом ПП

Параметры:

величина картинки 100×100 ,
величина контр. сегмента 40×40 ,
величина константы $C = 100$,
точность обработки 92% ,
скорость обработки 0.01 сек ,
величина «Бег. Пр.» 10×10 ,
величина погрешности 0.2.

Тест №2. «Пузырьки» (рис. 3).

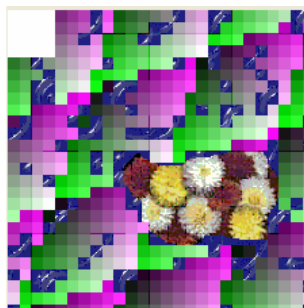
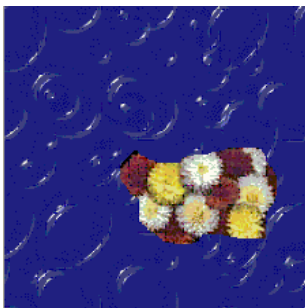


Рис. 3. Тест №2. «Пузырьки», обработка методом ПП

Параметры:

величина картинки 250×250 ,
точность обработки 90%,
величина контр. сегмента 40×40 ,
величина «Бег. Пр.» 10×10 ,
величина константы $C = 100$,
величина погрешности 0.2,
скорость обработки 0.03 сек.

Тест №3. «Полотенце» (рис. 4).

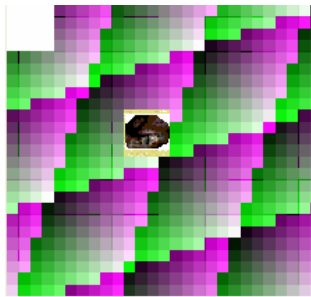
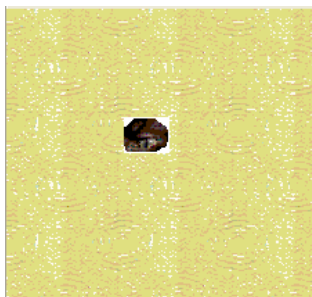


Рис. 4. Тест №3. «Полотенце», обработка методом ПП

Параметры:

величина картинки 265×250 ,
точность обработки 100%,

величина контр. сегмента 40×40 ,
величина «Бег. Пр.» 10×10 ,
величина константы $C = 100$,
величина погрешности 0.2,
скорость обработки 0.03 сек.

2. Автокорреляционная функция

2.1. Теоретическая часть

В этом подходе текстура связана с пространственным размером тоновых производных элементов изображения (*тоновый производный элемент* — это область изображения с определенными тоновыми признаками). Значение автокорреляционной функции является как раз тем признаком, который характеризует размер тоновых производных элементов. Пространственное расположение характеризуется коэффициентом корреляции, который является мерой линейной зависимости яркости одного элемента изображения от яркости другого [3].

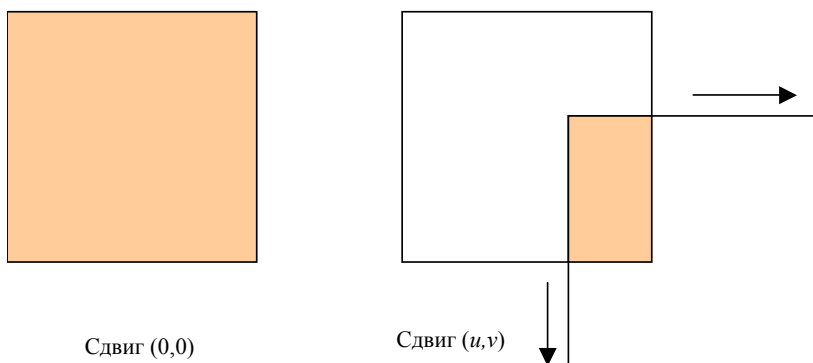


Рис.5 Метод нахождения значений АКФ

Пояснить идею работы этого метода можно на следующем примере (рис. 5). Рассмотрим два одинаковых диапозитива одного и того же изображения. Наложим один на другой, осветим однородным пучком света и измерим среднюю величину светового потока, прошедшего через такой двойной диапозитив. После этого сдвинем один диапозитив относительно другого и замерим средний световой поток только в той части изображения, в которой диапозитивы перекрываются. Эта величина, поделенная на средний световой поток при нулевом $(0,0)$ сдвиге, образует значение двумерной

автокорреляционной функции диапозитива, зависящее от координат (x, y) сдвига.

Математически процесс расчета автокорреляционной функции можно описать следующей формулой:

$$\rho(x, y) = \frac{\frac{1}{(L_x - |x|) \times (L_y - |y|)} \iint S(u, v) \times S(u + x, v + y) dudv}{\frac{1}{L_x \times L_y} \iint S^2(u, v) dudv},$$

где $S(u, v)$ — прозрачность диапозитива в точке с координатами (u, v) , (x, y) — величина сдвига в направлении x и y . Также предполагаем, что вне прямоугольника $0 \leq u \leq L_x$, $0 \leq v \leq L_y$ прозрачность равна нулю.

2.2. Прделанная работа

В нашем случае, рассматривалось не черно-белое, а цветное изображение и роль прозрачности выполняла яркость или цветовая насыщенность. Кроме того, так как функция дискретна, то берется не отношение интегралов, а отношение частичных сумм. А для каждой компоненты цвета строится своя автокорреляционная функция.

$$\rho_R(x, y) = \frac{\frac{1}{(L_x - |x|) \times (L_y - |y|)} \sum \sum I_R(i, j) \times I_R(i + x, j + y)}{\frac{1}{L_x \times L_y} \sum \sum I_R^2(i, j)};$$

$$\rho_G(x, y) = \frac{\frac{1}{(L_x - |x|) \times (L_y - |y|)} \sum \sum I_G(i, j) \times I_G(i + x, j + y)}{\frac{1}{L_x \times L_y} \sum \sum I_G^2(i, j)};$$

$$\rho_B(x, y) = \frac{\frac{1}{(L_x - |x|) \times (L_y - |y|)} \sum \sum I_B(i, j) \times I_B(i + x, j + y)}{\frac{1}{L_x \times L_y} \sum \sum I_B^2(i, j)}.$$

Структура алгоритма вычисления автокорреляционной функции схожа со структурой алгоритма вычисления плотности перепадов. Здесь выполняется расчет значений функции для контрольного сегмента, а затем происхо-

дит «пробежка» по всему изображению. Причем размер контрольного сегмента больше либо равен размеру «бегущего прямоугольника».

При сравнении значений, получаемых при «пробежке» с контрольным значением, пришлось учитывать возможный сдвиг фаз и некоторую погрешность в определении близости значений автокорреляционных функций.

Кроме того, была написана функция на OpenGL, которая выводит график автокорреляционной функции контрольного сегмента.

2.3. Полученные результаты

Приведем примеры обработки этим методом тестовых изображений.

Тест №4. «Кирпичная стена» (рис.6).

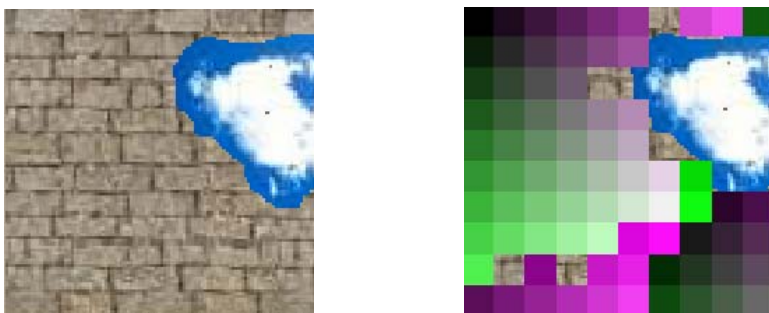


Рис. 6. Тест №4. «Кирпичная стена», обработка методом АКФ

Графики автокорреляционных функций для данного теста выглядят следующим образом (рис.7).

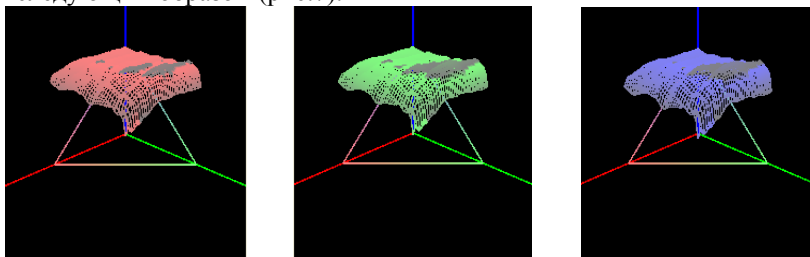


Рис. 7. Графики АКФ для теста №4

Параметры:

величина картинки 100×100 ,
точность обработки 96%,
величина контр. сегмента 40×40 ,
величина «Бег. Пр.» 10×10 ,
величина погрешности 0.1,
скорость обработки 0.2 сек.

Тест №5. «Пузырьки» (рис. 8).

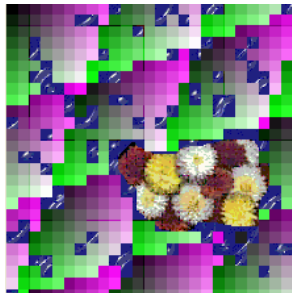
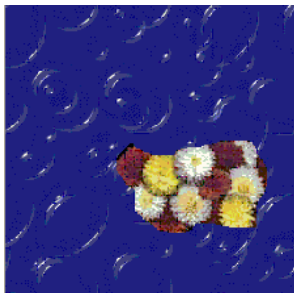


Рис. 8. Тест №5. «Пузырьки», обработка методом АКФ

Графики АКФ для данного теста (рис.9).

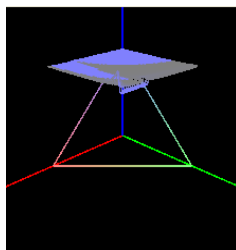
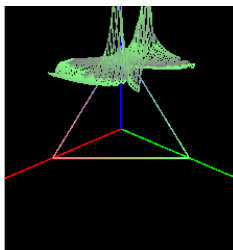
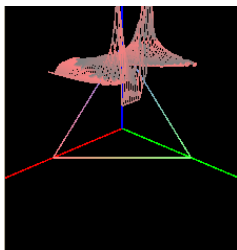


Рис. 9. Графики АКФ для теста № 5

Параметры:

величина картинки 250×250 ,
точность обработки 83%,
величина конт. сегмента 40×40 ,
величина «Бег. Пр.» 10×10 ,
величина погрешности 0.1,
скорость обработки 0.381 сек.

Тест №6. «Полотенце» (рис.10).

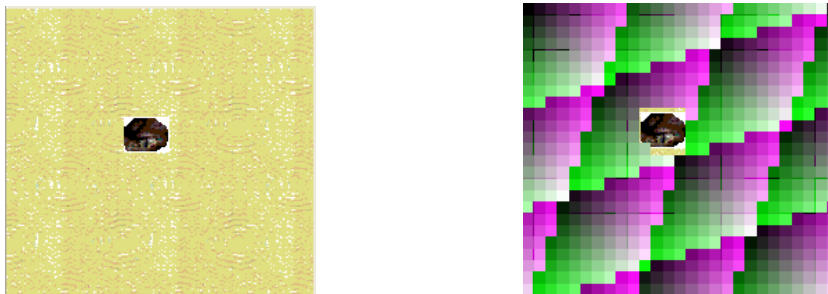


Рис. 10. Тест №6. «Полотенце», обработка методом АКФ

Графики АКФ для данного теста (рис.11).

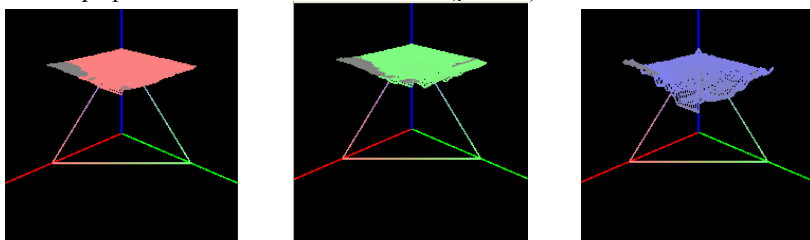


Рис.11. Графики АКФ для теста №6

Параметры:

величина картинки 265×250 ,
точность обработки 100%,
величина контр. сегмента 40×40 ,
величина «Бег. Пр.» 10×10 ,
величина погрешности 0.1,
скорость обработки 0.24 сек.

3. Длины серий

3.1. Теоретическая часть

Серией называется непроеизвольный элемент, состоящий из максимальной связной совокупности вытянутых в прямую линию точечных элементов изображения одинаковой яркости. Серия характеризуется яркостью, длиной и направлением [3]. В проделанной работе оценивалась совместная вероятность яркости и длины серии в каждом из четырех направлений: 0^0 , 45^0 , 90^0 , 135^0 .

При распознавании использовались некоторые статистики величины, $p(i, j)$ — число серий длины j с яркостью i , например, такие как моменты, неоднородность яркости, неоднородность длин серий, доля изображения в сериях. Пусть N_g — число возможных значений яркости, N_r — число возможных длин серий, тогда математически эти характеристики выражаются следующими формулами:

$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} \frac{p(i, j)}{j^2} \Big/ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} p(i, j)$ — обратные моменты увеличены при коротких

сериях,

$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} j^2 p(i, j) \Big/ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} p(i, j)$ — моменты увеличены при длинных сериях,

$\sum_{i=1}^{N_g} \left(\sum_{j=1}^{N_r} p(i, j) \right)^2 \Big/ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} p(i, j)$ — неоднородность яркости,

$\sum_{j=1}^{N_r} \left(\sum_{i=1}^{N_g} p(i, j) \right)^2 \Big/ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} p(i, j)$ — неоднородность длины серии,

$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} p(i, j) \Big/ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_r} jp(i, j)$ — доля изображения в сериях.

3.2. Прделанная работа

При реализации данного подхода к выявлению текстурных признаков возникла идея рассматривать серии, характеризуемые цветовой насыщенностью, т.е. накапливать информацию о сериях красного, синего и зеленого цветов. Кроме того, был реализован подход, в котором серия характеризу-

ется просто цветом. Для определения близости цветов использовалась та же норма, что и в плотности перепадов.

На данном этапе, идет работа над способами сравнения характеристик серий. Реализован способ сравнения одинаковых характеристик по соответствующим направлениям.

На данный момент ничего нельзя сказать о реальных возможностях данного метода, так как он требует дальнейшей доработки и анализа. Кроме того, не набрана достаточная статистика, для того чтобы подобрать оптимальные значения для используемых параметров.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе исследовалась задача распознавания текстуры по некоторому ее участку, а точнее проводился анализ закономерностей характеристик текстурного изображения.

Рассмотрены три метода, основанные на анализе плотностей перепадов, автокорреляционных функций и различных статистических характеристик серий.

В методе, использующем анализ плотностей перепадов, была достигнута 90—100% точность вытирания текстуры. Такой результат был получен при применении шаровой нормы для определения близости цветов, радиус нормы равен ста.

При использовании сравнений автокорреляционных функций точность вытирания текстуры составила 83 — 100%. Применялась та же норма, что и в анализе плотностей перепадов. При непосредственном сравнении автокорреляционных функций был учтен возможный сдвиг фаз. Опыты показали, что автокорреляционная функция периодически убывает и возрастает в соответствии с мерой периодичности пространственного расположения тоновых производных элементов.

На данном этапе работы над выявлением закономерностей характеристик серии уже реализован метод сравнения соответствующих характеристик участков изображения. Но такой подход дает очень слабый результат. Сейчас ведется работа по разработке лучшего способа сравнения характеристик серий, поэтому о результатах применения этого метода говорить еще рано.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Мурзина Т.С., Шлишевский В.Б.** Растровые системы на основе матриц Адамара для растровых спектрометров. Математические результаты. — Новосибирск, 1991. — (Препр. / ВЦ СОРАН, 1991).
2. **Прэйт У.К., Фожра О.Д., Гагалович А.** Применение моделей стохастических текстур для обработки изображений // ТИИЭР. — 1981. — Т. 69, № 5.
3. **Харалик Р. М.** Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. — 1979. — Т. 67, № 5.
4. **Дунаев А. А., Лобив И. В., Мехонцев Д. Ю., Мурзин Ф. А., Половинко О. Н., Семич Д. Ф., Чепель А. В., Ярков К. А.** Алгоритмы быстрого поиска фрагментов фотографических изображений // Современные проблемы конструирования программ. — Новосибирск, 2002. — С. 88 — 110.