

Автоматизированное Конструирование Близких К Оптимальным Процедур Идентификации И Обнаружения Объектов На Изображении С Использованием Генетических Алгоритмов.

Буряк Д.Ю., МГУ им. М.В. Ломоносова, Россия.
Визильтер Ю.В., ГосНИИАС, Россия.

1. АННОТАЦИЯ

Данная статья посвящена проблеме автоматизированного конструирования процедур анализа изображений. В работе приведено описание созданного метода для автоматизированного построения близких к оптимальным процедур идентификации и обнаружения объекта на изображении по его эталонному изображению с использованием изображений обучающей выборки. Метод построения искомой процедуры заключается в ее поиске среди некоторого подмножества процедур обнаружения заданного объекта, которое формируется по эталонному изображению и с использованием алгоритмов заданных типов. В качестве базового алгоритма была выбрана процедура согласованной фильтрации. Для реализации указанного поиска применялись генетические алгоритмы. Частный случай данного метода был реализован в виде программной системы и протестирован. Результаты экспериментов обсуждаются в заключительной части статьи.

Ключевые слова. Анализ изображений, автоматизированное конструирование процедур, генетический алгоритм, оптимальная процедура, идентификация объекта на изображении, обнаружение объекта на изображении, согласованная фильтрация.

2. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время накоплен большой опыт в решении задач распознавания изображений. Предварительный анализ данного опыта позволяет выделить ряд принципиальных положений, а именно:

- Разработано большое число алгоритмов и подходов к решению различных задач. Однако для подавляющего числа этих алгоритмов нельзя заранее предсказать, насколько оправдано (в смысле быстродействия, точности обнаружения и т.п.) их применение к конкретной задаче.
- Практически для каждой задачи всегда можно подобрать несколько алгоритмов, решающих ее, но выбор из них наиболее подходящего по заданному набору критериев в большинстве случаев основывается на эвристических принципах и результатах тестирования.
- В большинстве случаев для решения конкретных задач применяются различные комбинации уже известных алгоритмов, поскольку разработка совершенно нового алгоритма решения требует колоссального опыта работы в области компьютерного зрения.

Таким образом, средства, позволяющие автоматизировать процессы выбора и настройки алгоритмического обеспечения для получения оптимальной решающей процедуры, должны существенно облегчить практическое использование методов анализа изображений.

Исходя из вышесказанного, проблема разработки подходов к автоматизированному построению оптимальных процедур решения конкретной задачи распознавания изображений является актуальной.

3. АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ВОПРОСА

В настоящее время существует несколько основных подходов к разработке систем построения и выбора процедур для решения задач машинного зрения.

Один из подходов основывается на использовании библиотек процедур, реализующих различные алгоритмы обработки и обнаружения объектов на изображении. Обычно такие библиотеки содержат несколько сотен процедур, которые разделяются на группы: геометрические преобразования, фильтрация, обнаружение элементарных объектов (прямых, окружностей и т.п.) и т.д. Часто вместе с библиотеками пользователю предоставляется графическая оболочка, обеспечивающая возможность опробовать предлагаемые процедуры на конкретных изображениях. К программным системам, реализующим данный подход, относятся система *Aphelion* компании *ADCIS*, группа средств *eVision* компании *Euresys*, система *KBVision* компании *Amerinex Applied Imaging*, библиотеки *Tina*, которые разрабатываются компаниями *Artificial Intelligence Vision Research Unit* и *Electronic Systems Group* совместно с *университетом Манчестера* и *Neuro-Imaging Analysis Centre*.

В основе другого подхода лежит идея визуального программирования. Системы, построенные по этому принципу, также содержат библиотеки процедур обработки изображений, но кроме этого они позволяют пользователю спроектировать требуемую систему, применяя приемы визуального программирования. Подобные программные системы не требуют глубокого знания языков программирования. К системам, реализующим данный подход, относятся: семейство систем *Khoros* компании *Khoral Research*, система *NeatVision* компании *NeatVision*.

К недостаткам систем, построенных на основе рассмотренных подходов, следует отнести техническую сложность автоматического построения процедур обнаружения заданного объекта, поэтому для нахождения оптимального решения пользователь вынужден самостоятельно создавать и тестировать различные комбинации существующих в системе алгоритмов, решающих поставленную задачу обнаружения.

Существует подход, связанный с системами автоматизированного построения процедур анализа изображений. Подобные системы автоматически конструируют нужный алгоритм в соответствии с заданным формальным описанием задачи (например, по структурному описанию объекта, который должен быть найден на изображении) и требованиям к процедуре решения. К системам данного типа можно отнести:

- систему PIP (Prolog Image Processing), разработанную в University of Wales Cardiff: решающая процедура конструируется через применение процедуры логического вывода, основанной на Прологе, к входному структурному описанию искомого объекта;
- германо-бразильский проект Cyclops: основная идея заключается в использовании баз знаний по методам обработки изображений и объектам исследуемой предметной области, а также применении процедур логического вывода;
- систему Obvius (Object Based Vision and Image Understanding System): применение LISP подобного языка, ориентированного на обработку изображений.

Недостатком подобных систем является сложность составления формального описания задачи, обычно представляемого в виде набора спецификаций, особенно при работе с реальными изображениями.

Разработанный метод может быть отнесен к третьему из указанных подходов. Он осуществляет автоматизированное конструирование близкой к оптимальной процедуры распознавания объекта на изображении для конкретной задачи, и для его применения не требуется составления спецификаций для формального описания задачи.

4. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Метод оперирует бинарными изображениями связанных объектов. Исходными данными для него являются:

- эталонное изображение объекта поиска: Im ;
- обучающая выборка изображений, для каждого из которых отмечено, содержит ли оно заданный объект: множество пар $\{(S_i, c_i)\}$, $i=1,2,\dots,n$, где S_i - бинарное изображение, $c_i=1$, если S_i содержит Im ;
- пороговое значение по точности обнаружения: a .

Задачей данного метода является построение близкой к оптимальной процедуры обнаружения заданного объекта, которая затрачивает минимальное время и удовлетворяет заданной точности. Построенная процедура реализует алгоритмы заданных типов.

Метод построения искомой процедуры заключается в ее поиске среди некоторого подмножества процедур обнаружения заданного объекта, которое формируется по эталонному изображению и с использованием алгоритмов заданных типов.

Рассмотрим способ конструирования такого подмножества процедур.

На эталонном изображении Im случайным образом выберем m прямоугольных фрагментов $Im_j(x_j, y_j, w_j, h_j)$, где x_j, y_j - координаты центра фрагмента, w_j, h_j - его ширина и высота, соответственно, при этом x_j, y_j, w_j, h_j - являются значениями рандомнораспределенных случайных величин (рис. 1).

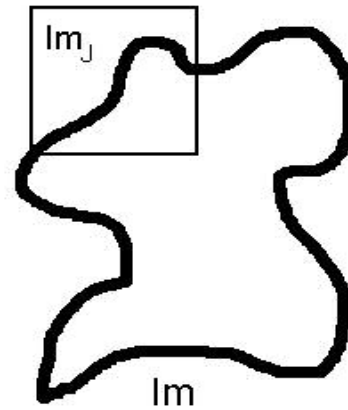


Рис. 1. Определение фрагментов случайным образом.

Сопоставим каждому полученному таким образом фрагменту Im_j элементарную процедуру его обнаружения p_j . Данная процедура реализует один из заданных алгоритмов, хранящихся в базе знаний системы. Выбор базового алгоритма осуществляется случайным образом.

Следовательно, процедура $p=(p_1, p_2, \dots, p_m)$, которая заключается в последовательном применении построенных элементарных процедур, выполняет обнаружение множества объектов S' , причем $Im \in S'$.

Пусть множество P содержит все возможные процедуры p^k , сконструированные указанным образом, т.е.

$$P = \{p^k \mid p^k = (p_1^k, p_2^k, \dots, p_{m_k}^k)\},$$

где p_j^k - является процедурой обнаружения некоторого фрагмента эталонного изображения и реализует один из заданных базовых алгоритмов ($j=1,2,\dots,m_k; k=1,2,3,\dots$).

Степень оптимальности (в указанном выше смысле) каждой процедуры обнаружения из множества P будем определять по результатам ее применения к изображениям из обучающей выборки. Оптимальную процедуру из множества P определим как близкую к оптимальной процедуру обнаружения заданного объекта.

Следовательно, исходная задача построения близкой к оптимальной процедуры обнаружения сводится к следующей задаче условной оптимизации:

$$P_{opt} = \arg(\min T(p^k)),$$

$$\begin{matrix} prec(p^k, S_i) > a \\ i=1,2,\dots,n \\ \forall p^k \in P \end{matrix}$$

где: $T(p^k)$ - время работы процедуры p^k на изображениях из обучающей выборки;

$prec(p^k, S_i)$ - функция вычисления точности обнаружения процедуры p^k на изображении S_i из обучающей выборки.

Поставленная задача условной оптимизации, вообще говоря, определена на неограниченном множестве.

Под длиной процедуры обнаружения будем понимать количество элементарных процедур, входящих в ее состав. Предположим, что искомая оптимальная процедура находится среди процедур длины не больше заданной, т.е.:

$$p_{opt} \in P^l,$$

P^l - множество процедур длины не больше l ,

$$P^l = \{p^k \mid p^k = (p_1^k, p_2^k, \dots, p_{m_k}^k), m_k \leq l\}$$

Тогда получим следующую задачу условной оптимизации на ограниченном множестве:

$$p_{opt} = \arg(\min_{\substack{p^k \in P^l \\ \forall i=1,2,\dots,n \\ prec(p^k, S_i) > a}} T(p^k))$$

Выделим несколько особенностей поставленной задачи условной оптимизации.

- Пространство поиска является достаточно большим даже при небольшой длине l процедур обнаружения.
- Исследование свойств функции $T(p^k)$, в общем случае, является трудновыполнимым.
- Опираясь на опыт исследователей в решении задач анализа изображений, можно предположить, что функция $T(p^k)$ при указанных ограничениях в общем случае не является непрерывной, гладкой и унимодальной.

Таким образом, для решения данной задачи условной оптимизации целесообразно использовать генетические алгоритмы.

Предлагается следующая схема применения генетического алгоритма.

1. Каждому гену соответствует одна из элементарных процедур.
2. Хромосома - последовательность генов ограниченной длины. Каждая хромосома соответствует одной из процедур обнаружения, принадлежащих множеству P^l .
3. Функцию качества для хромосомы будем вычислять по значениям времени работы и точности обнаружения соответствующей процедуры на обучающей выборке. Рассмотрим общий вид функции качества:

$$F(p) = \sum_{i=1}^n f(p, S_i),$$

$$f(p, S_i) = t(p, S_i) + A * pen(p, S_i),$$

где p - процедура обнаружения заданного объекта;

S_i - изображение из обучающей выборки;

$t(p, S_i)$ - время работы процедуры p на изображении S_i ;

A - константа;

$pen(p, S_i)$ - штрафная функция, принимающая значение 0, если процедура p удовлетворяет заданной точности обнаружения a на изображении S_i ; и равная $t(p, S_i) + \alpha(p, S_i, a)$ в противном случае.

Варьируя значением константы A , пользователь имеет возможность ослаблять или усиливать влияние ограничений по точности на результирующую процедуру обнаружения.

4. Операция скрещивания позволяет конструировать новые процедуры обнаружения на базе уже построенных. Новая процедура формируется путем перегруппировки составных частей (групп

элементарных процедур) существующих решений (процедур обнаружения).

5. Операция мутации позволяет изменить параметры (x_j, y_j, w_j, h_j) для выбранной элементарной процедуры. Данные параметры определяют фрагмент эталонного изображения, для обнаружения которого используется выбранная элементарная процедура. Таким образом, изменяя фрагмент эталонного изображения, операция мутации позволяет настроить новую элементарную процедуру обнаружения.
6. Будем искать решение с наименьшим значением функции качества.

5. ИНТЕРПРЕТАЦИЯ РЕЗУЛЬТАТА

Результатом применения описанного метода является последовательность элементарных процедур обнаружения фрагментов эталонного изображения, которая формирует искомую процедуру обнаружения. При этом данная последовательность удовлетворяет заданной точности и затрачивает минимальное время при обработке изображений из обучающей выборки. Отсюда следует два способа интерпретации получаемого результата.

Процедурная интерпретация. Поскольку теория генетических алгоритмов не гарантирует нахождения оптимального решения задачи оптимизации, то полученный результат понимается как близкая к оптимальной процедура обнаружения заданного объекта.

Объектная интерпретация. Каждая элементарная процедура, входящая в состав полученного решения, однозначно соответствует некоторому фрагменту эталонного изображения. Указанные фрагменты являются характерными элементами эталонного объекта для изображений из обучающей выборки. Кроме этого, размеры каждого характерного элемента являются минимально возможными для его использования при обнаружении объекта поиска, т.к. последовательность найденных процедур удовлетворяет условию оптимальности. Отсюда сформулируем объектную интерпретацию: полученное решение определяет набор элементов минимального размера, с большой вероятностью идентифицирующих искомый объект на изображениях из обучающей выборки.

6. МОДЕЛИ ВЫПОЛНЕНИЯ РЕШАЮЩИХ ПРОЦЕДУР

Решающая процедура, определенная выше как последовательность элементарных процедур, допускает две модели своего выполнения.

1. "Независимая" модель выполнения решающей процедуры.

Пусть $p = (p_1, p_2, \dots, p_m)$ - решающая процедура, Im' - произвольное изображение. Сформулируем обобщенный алгоритм функционирования "независимой" модели:

- a) Для всех элементарных процедур p_i , входящих в состав решающей процедуры: вычислить $v_i = p_i(Im')$ (результат применения p_i к Im'), $i = 1, 2, \dots, m$.
- b) Объединить все полученные результаты (свидетельства): $V = Unite(v_1, v_2, \dots, v_m)$.

- c) Если $V > a$, то принять решение об обнаружении, иначе принять решение о необнаружении заданного объекта (a - пороговое значение точности).

2. "Последовательная" модель выполнения решающей процедуры.

Пусть $p = (p_1, p_2, \dots, p_m)$ - решающая процедура, Im' - произвольное изображение. Сформулируем обобщенный алгоритм функционирования "последовательной" модели:

- a) Для всех элементарных процедур p_i , входящих в состав решающей процедуры ($i = 1, 2, \dots, m$):
- b) Вычислить $v_i = p_i(Im')$ (результат применения p_i к Im').
- c) Если $v_i > a$, перейти на б для следующей элементарной процедуры, иначе принять решение о необнаружении (a - пороговое значение точности).
- d) Принять решение об обнаружении.

Отметим основные особенности использования введенных моделей при автоматизированном конструировании решающих процедур.

"Независимая" модель выполнения:

- 1. Каждая из элементарных процедур применяется независимо друг от друга ко всему изображению.
- 2. Использование данной модели сужает пространство поиска, поскольку решающая процедура инвариантна к перестановке составляющих ее элементов.
- 3. Использование данной модели соответствует поиску характерных признаков заданного объекта.

"Последовательная" модель выполнения:

- 1. Результат применения каждой последующей элементарной процедуры зависит от результата выполнения предыдущей элементарной процедуры.
- 2. Использование данной модели соответствует поиску процедур, затрачивающих минимальное время.

7. ВАРИАНТ РЕАЛИЗАЦИИ МЕТОДА

7.1. Особенности по сравнению с общим случаем

Для реализации был разработан вариант описанного метода. Рассмотрим основные особенности и ограничения, принятые в данном варианте, по сравнению с общим случаем.

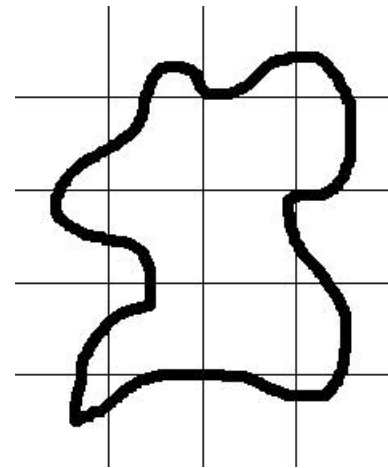


Рис. 2. Фиксированная сетка для определения фрагментов.

- 1. Для определения фрагментов искомого объекта, используемых при построении элементарных процедур, на эталонном изображении введена равномерная сетка (рис 2.), интервалы которой определяются пользователем. Все, полученные таким образом, фрагменты нумеруются.
- 2. В качестве базового алгоритма был принят алгоритм согласованной фильтрации. В этом случае точность обнаружения элементарной процедуры вычисляется как максимальное число совпадающих точек, деленное на размер окна фильтрации. Время работы элементарной процедуры пропорционально количеству точек сравниваемых соответствующим фильтром.
- 3. Использована каноническая модель генетического алгоритма. Кодирование особи осуществляется через задание номера фрагмента эталонного изображения, используемого для определения соответствующей элементарной процедуры обнаружения. Длина решающих процедур, в соответствии с канонической моделью, была зафиксирована. Она была установлена равной 4. При оценке качества получаемых решений повторяющиеся гены не учитываются. Критерием окончания работы генетического алгоритма является количество совершенных итераций.

7.2. Атрибуты фильтров

В основе модели алгоритма согласованной фильтрации лежит понятие фильтра. Каждому фильтру соответствует фрагмент эталонного изображения. Рассмотрим основные атрибуты фильтра.

- 1. Положение фильтра на изображении. Положение фильтра будем определять по координатам его геометрического центра.
- 2. Информативность фильтра. Рассмотрим способ вычисления информативности фильтра:

$$I(p_i) = 1 - \frac{Q(p_i(Im))}{Sq_i},$$

где p_i - элементарная процедура, построенная по фильтру с номером i ;

$Q(p_i(Im))$ - количество точек на эталонном изображении Im , где с вероятностью 100% обнаружен фрагмент, соответствующий фильтру p_i ;
 Sq_i - площадь фрагмента, соответствующего фильтру p_i .

3. Геометрическая связь фильтров. Под атрибутом геометрической связи фильтров будем понимать вектор $\vec{d}_{ij} = (x_{ij}, y_{ij})$, координаты которого вычисляются следующим образом:

$$x_{ij} = x_j - x_i, y_{ij} = y_j - y_i,$$

где точка (x_i, y_i) определяет положение фильтра с номером i ;
точка (x_j, y_j) определяет положение фильтра с номером j ;

8. РЕШАЕМЫЕ ЗАДАЧИ

Применим описанный частный случай предложенного метода для решения следующих задач анализа изображений.

1. Задача идентификации объекта.

Исходными данными являются эталонное изображение объекта Im и некоторое произвольное изображение Im' .

Будем считать, что на всех изображениях объект расположен в центре и других объектов нет.

Необходимо определить изображен ли на изображении Im' тот же объект, что на изображении Im .

Задачей метода является построить близкую к оптимальной процедуру, идентифицирующую заданный объект. Данная процедура не является инвариантной к операциям сдвига, масштаба и поворота.

2. Задача обнаружения объекта.

Исходными данными являются эталонное изображение объекта Im и некоторое произвольное изображение Im' .

Необходимо определить изображен ли на изображении Im' тот же объект, что на изображении Im и определить его координаты.

Задачей метода является построить близкую к оптимальной процедуру обнаружения заданного объекта. Данная процедура не является инвариантной к операциям масштаба и поворота.

Наложённые на решающие процедуры ограничения о инвариантности к операциям масштаба и поворота являются следствием использования в качестве элементарных процедур алгоритма согласованной фильтрации.

9. ПРОЦЕДУРА ИДЕНТИФИКАЦИИ

Для применения предложенного метода к задаче идентификации объекта на изображении были разработаны два типа алгоритмов выполнения сконструированных процедур идентификации.

В рамках первого типа алгоритм выполнения решающей процедуры основывается на "независимой" модели, при этом для объединения свидетельств от различных фильтров была использована функция произведения:

$$Unite(v_1, v_2, \dots, v_m) = v_1 * v_2 * \dots * v_m.$$

В основе алгоритмов второго типа лежит "последовательная" модель выполнения решающей

процедуры, при этом возможны два режима ее функционирования:

1. Без учета взаимного расположения фильтров на изображении. В данном случае каждый последующий фильтр решающей процедуры применяется ко всему входному изображению.
2. С использованием атрибута геометрической связи фрагментов. В данном режиме каждый последующий фильтр решающей процедуры применяется в некоторой области входного изображения, координаты которой определяются по результатам работы предыдущего фильтра.

10. ПРОЦЕДУРА ОБНАРУЖЕНИЯ

Для применения предложенного метода к задаче обнаружения объекта на изображении был разработан алгоритм выполнения сконструированных процедур обнаружения.

Данный алгоритм основывается на:

- "последовательной" модели выполнения решающих процедур с использованием атрибута геометрической связи фрагментов;
- "механизме возвратов": в случае если результат текущего фильтра решающей процедуры не удовлетворяет заданной точности, то осуществляется возврат к предыдущему фильтру, который еще раз выполняется в заданной для него области входного изображения.

Координаты обнаруженного объекта рассчитываются по координатам положения фильтра с наибольшим значением атрибута информативности.

11. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

В виде программной системы был реализован описанный вариант предложенного метода.

Входными данными системы являются:

- эталонное изображение объекта поиска;
- текстовый файл, содержащий список изображений обучающей выборки, для каждого изображения из которой указано, содержит ли оно заданный объект;
- параметры, задающие пороговые значения по точности обнаружения, сетку для определения фрагментов эталонного изображения, константу, используемую в функции оценки качества решающей процедуры;
- параметры генетического алгоритма, включающие вероятности скрещивания и мутаций, а также размер популяции и количество итераций;
- параметры, задающие величину окрестности поиска для процедур, использующих атрибут геометрической связи фрагментов.

Система оперирует файлами в формате BMP.

Выходными данными системы являются:

- фрагменты эталонного изображения, по которым построено найденное оптимальное решение;
- значение качества получаемых решений.

12. АНАЛИЗИРУЕМЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Данная программная система была протестирована на задаче идентификации дорожных знаков, имеющих достаточно сложную структуру и большое разнообразие.

Для экспериментов были выбраны 14 различных дорожных знаков. Выбранные цветные изображения были предварительно обработаны для наложения на них гауссовского шума и получения бинарного контурного препарата. Обучающую выборку составили 14 "чистых" изображений и 14 зашумленных. Все изображения одинакового размера, и объекты располагаются в центре изображений.

Эксперименты проводились на задаче построения близкой к оптимальной процедуры идентификации знака "поворот налево запрещен". В качестве эталонного было выбрано незашумленное изображение.

Все эксперименты проводились при разбиении эталонного изображения решеткой 4*5.

На рис. 3 представлен пример зашумленного и эталонного изображения знака "поворот налево запрещен" с наложенной сеткой.

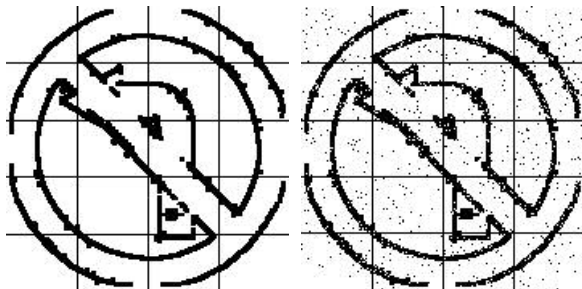


Рис. 3. Эталонное и зашумленное изображения.

Для тестирования построенных решающих процедур были использованы "чистые" изображения с наложенным шумом типа "соль-перец". Объем тестовой выборки составил 36 изображений.

13. РЕЗУЛЬТАТЫ

Рассмотрим результаты, полученные при тестировании системы на задаче идентификации дорожных знаков.

Для проведения корректного сравнения точностно-временных характеристик получаемых решений предварительно, перед тестированием системы, в заданном классе модульных алгоритмов, использующих согласованную фильтрацию, путем полного перебора были найдены оптимальные решающие процедуры. Перебор осуществлялся среди всех возможных модульных процедур заданной длины при заданном разбиении эталонного изображения. Отметим, что при длине решающей процедуры равной 4 и разбиении эталона сеткой 4*5, существует $20^4=160000$ процедур идентификации.

Для каждого из введенных выше типов алгоритмов идентификации было произведено 20 запусков генетического алгоритма, с использованием различных значений параметров. В частности, в качестве размера популяции было использовано 30 и 50, в качестве количества итераций - 100 и 200. Из каждой группы решений была выбрана решающая процедура, значение функции качества для которой равно среднему качеству всех процедур данной группы.

Выделенные процедуры, а также решения, найденные путем полного перебора, были протестированы на тестовой выборке изображений. На рис. 4, 5 и 6 представлены результаты проведенных экспериментов для процедур идентификации, основанных на "независимой" модели, "последовательной" модели без учета и с учетом атрибута геометрической связи, соответственно.

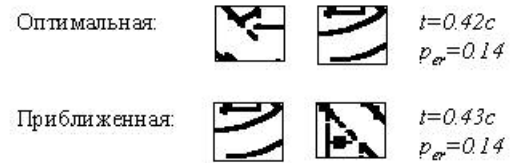


Рис 4. Результаты тестирования процедур, основанных на "независимой" модели. (t - время работы на одном изображении, p_{er} - доля ошибок.)

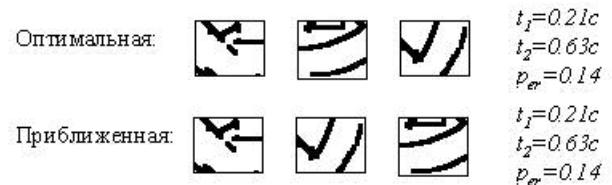


Рис 5. Результаты тестирования процедур, основанных на "последовательной" модели без учета геометрической связи фрагментов. (t_1 - время обработки одного изображения, не содержащего заданный объект; t_2 - время обработки одного изображения, содержащего заданный объект; p_{er} - доля ошибок.)

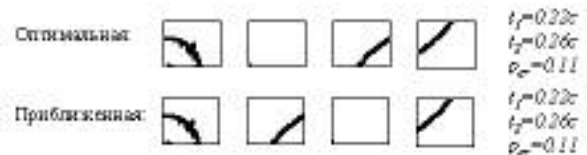


Рис 6. Результаты тестирования процедур, основанных на "последовательной" модели с использованием геометрической связи фрагментов. (t_1 - время обработки одного изображения, не содержащего заданный объект; t_2 - время обработки одного изображения, содержащего заданный объект; p_{er} - доля ошибок.)

Из анализа приведенных результатов следует, что:

- предложенный метод, позволяет находить близкие к оптимальным процедуры идентификации заданного объекта, при этом количество совершаемых операций в процессе поиска решения существенно меньше, чем, например, при полном переборе;
- решающие процедуры, построенные на базе "последовательной" модели с использованием атрибута геометрической связи, наиболее полно из трех рассмотренных типов алгоритмов удовлетворяют требованиям по точностно-временным показателям;
- эксперименты подтвердили, что применение "независимой" модели соответствует поиску характерных признаков объекта, тогда как

применение "последовательной" модели - поиску процедур, затрачивающих минимальное время.

14. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение сформулируем основные результаты, полученные при выполнении данной работы.

- Разработан метод автоматизированного конструирования близких к оптимальным процедур идентификации и обнаружения объекта на изображении по его эталонному изображению и обучающей выборке.
- В рамках использования данного метода предложены 3 схемы выполнения процедур идентификации и схема выполнения процедур обнаружения, основанные на "независимой" и "последовательной" моделях выполнения решающих процедур.
- Осуществлена программная реализация варианта предложенного метода.
- По результатам проведенных экспериментов решения задачи идентификации дорожных знаков было установлено, что:
 - данный метод действительно позволяет конструировать близкие к оптимальным процедуры идентификации в заданном классе алгоритмов;
 - применение "независимой" модели при поиске оптимальной процедуры соответствует выделению характерных признаков объекта, применение "последовательной" модели - поиску процедур, затрачивающих минимальное время.

Работа выполнялась на кафедре АСВК факультета ВМиК МГУ им. М.В. Ломоносова в рамках проекта студенческой лаборатории Интел-МГУ, а также при поддержке гранта РФФИ 02-07-90130.

15. СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. - М.: Мир, 1976.
2. Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. Обзор и состояние. Сборник "Новости искусственного интеллекта", №3 - 1998.
3. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. - М.: Мир, 1978.
4. Banzhaf W., Nordin P., Keller R.E., Francone F.D. Genetic Programming - an Introduction: On the Automatic Evolution of Computer Programs and Its Applications. Dpunkt.verlag and Morgan Kaufmann Publishers, Inc. USA. 1998.

Буряк Д.Ю. МГУ им. М.В. Ломоносова, Россия. 119899, Москва, Воробьевы горы. buryakdm@mtu-net.ru

Визильтер Ю.В. ГосНИИАС, Россия. 125319, ул. Викторенко, 7. viz@gosniias.msk.ru