

интересна" одно и то же место предиката "знает" заполнено, в одном случае одной ТЕ ("биология"), а в другом — целым фрагментом ("что биология интересна").

При установлении связей между фрагментами проверяется согласованность обеих структур. Недопустимо, чтобы один фрагмент оказался подчинен двум разным. Нормально, чтобы ССв тех ТЕ, которые находятся в одном фрагменте, образовывали поддерево дерева зависимостей и т.п.

Возвращаясь к аспекту меры, о котором шла речь выше, хочется предостеречь от чересчур прямолинейного использования количественных характеристик в задачах АОТ. Например, соблазнительно простым является выбор из альтернативных ССв всегда самой короткой. Однако при таком упрощенном подходе, не учитывающем всей совокупности факторов, трудно ждать удовлетворительного результата. Успеха при построении ЛП можно ожидать только при широком и серьезном учете как качественных, так и количественных характеристик ЕЯ.

Некоторые другие проявления аспекта меры лингвистического знания, например, на уровне семантики, описаны в работе [5].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кулагина О.С. Морфологический анализ русских глаголов / Препринт ИМП им. М.В. Келдыша АН СССР, № 195, М., 1985.
2. Кулагина О.С. Морфологический анализ русских именных словоформ / Препринт ИМП им. М.В. Келдыша АН СССР, № 10, М., 1986.
3. Кулагина О.С. Об автоматическом синтаксическом анализе русских текстов / Препринт ИМП им. М.В. Келдыша АН СССР, № 205, М., 1987.
4. Кулагина О.С. О синтаксическом анализе на основе предпочтений / Препринт ИМП им. М.В. Келдыша АН СССР, № 3, М., 1990.
5. Кулагина О.С. Об аспекте меры в лингвистическом знании // Вопросы языкознания — 1991. — № 1. — С. 48–60.

Компьютерная информационная система распознавания динамических образов в потоке изображений на основе алгоритмической технологии

Ц.Г. Литовченко

Рассматривается новая информационная технология, позволяющая выделять и распознавать "зашумленные" объекты в их развитии и динамике. Предлагается схема транспьютерного комплекса для реализации соответствующих процедур.

В последовательном потоке изображений (кадров) присутствует/отсутствует объект, характеристики которого изменяются от кадра к кадру на интервале "жизни" объекта. При отображении объекта в плоскость изображений через аппаратуру наблюдения имеют место обычные для подобных отображений искажения, которые вызваны ограниченной разрешающей способностью, неточностью фокусировки, смазами и другими дефектами. Вместе с объектом в изображение (кадр) попадают окружающие предметы (фон), которые его маскируют. Маскирующее действие фона таково, что в отдельно взятом изображении обнаружение и распознавание искомого объекта либо невозможно, либо возможно с ограниченными характеристиками качества распознавания. Это вызвано тем, что интенсивность излучения искомого объекта, регистрируемая аппаратурой наблюдения в области изображений, близка к интенсивности фоновых объектов. К тому же искомые и фоновые объекты близки по форме и потому плохо различимы.

Однако динамические признаки искомого объекта, которые проявляются в закономерностях изменений на интервале его жизни, могут значительно отличаться от аналогичных признаков фоновых объектов, обладающих меньшей изменчивостью и большей статичностью. Эти признаки могут быть выявлены и использованы для распознавания только в потоке изображений, образующих кинофильм. Отсюда следует, что методы и алгоритмы распознавания образов, имеющих исторические закономерности развития их "жизни", должны опираться на информационную технологию, позволяющую средство регистрации и обработки потоков изображений.

Изображение динамического объекта представлено в виде совокупности массивов данных $X_{i,\tau}(t) = \{A_i, \alpha_i, \beta_i, t\}$; $t = t_0, \dots, t_0 + T$; $i = 1, \dots, I$, об уровнях яркости излучения A_i , пеленгах α_i, β_i каждой i -ой точки изображения объекта на кадре номера t на интервале "жизни" объекта $t_0, t_0 + T$.

Число точек в кадре I . Фоновые объекты $\Phi_{t_0, T}$, маскирующие искомый динамический объект, описываются аналогично. Их наличие приводит к нечеткости оценок распознавания. В качестве меры нечеткости используются поля правдоподобия $L_1(Y_{t_0, T}/X_{t_0, T}, \Phi_{t_0, T})$ и $L_2(Y_{t_0, T}/\Phi_{t_0, T})$, которые представляют распределение вероятностей наблюдаемых кадров $Y_{t_0, T}$ для двух гипотез наличия искомого объекта и его отсутствия. Соотношение $L_1/L_2 \geq \text{ПОРОГ}$ определяет результат распознавания, а соответствующие ошибки 1-го и 2-го рода — его качество.

При построении описанного алгоритма и его аппаратной и программной реализации необходимо решить ряд проблем:

— проблема высокой размерности данных, описывающих поток изображений $Y_{t_0, T}$;

— проблема описания множества допустимых динамических изменений искомого объектов $X_{t_0, T}$;

— проблема построения полей правдоподобия L_1, L_2 , учитывающих фоновые помехи и аппаратные искажения при формировании изображений, проблема оценивания качества распознавания.

Размерность данных, описывающих поток изображений $Y_{t_0, T}$, имеет следующий порядок. Кадр 1024×1024 имеет $I = 10^6$ точек интенсивностью 1–8 байт. Если положить, что время жизни объекта $T = 10$ кадров, то соответствующий объем данных по порядку величины составляет 10^{10} байт. Этот объем данных должен обрабатываться с приходом каждого кадра, т.е. каждый из них может явиться началом "жизни" обнаруживаемого искомого объекта. Отсюда темп обработки при периоде повторения кадров 1 с составит 10^{10} б/с. Эти цифры показывают, что требования к вычислительному оборудованию по быстродействию и памяти для решения задачи распознавания "в лоб" чрезвычайно велики. Поэтому объем данных потока изображений надо сокращать, но без потери полезных сведений. Объем данных, описывающих собственно искомый объект, составляет в каждом кадре 1%–2%, следовательно имеется потенциальная возможность сокращения объема информации.

Для решения этой задачи используется априорная информация о форме искомого объекта и законах ее изменения в динамике. Она представляет базу знаний (БЗ) об объекте. Для ее компактности используется временная "марковость" объекта $X_{t_0, T}$, т.е. состояния на текущем кадре X_t зависят от состояний на предшествующих кадрах $X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-k}$. Экономия достигается за счет того, что на практике $k \ll T$. Зависимость текущего состояния от предшествующих состояний может быть либо детерминированной $X_t = f(X_{t-1}, \dots, X_{t-k})$, где $f(\dots)$ — функциональная связь, либо стохастической $P(X_t/X_{t-1}, \dots, X_{t-k})$, где P — вероятность нахождения в состоянии X_t , если ему предшествовала цепочка состояний X_{t-1}, \dots, X_{t-k} . Аналогично используется пространственная "марковость" объекта X_t : значение яркости A_i в i -ой точке с координатами α_i, β_i зависит от яркости в окрестности этой точки. Вид зависимости определяется интерполирующей функцией точек окна, адекватной априорной форме искомого объекта. Если форма

является стохастической, то интерполирующая функция принимает вид условного распределения вероятностей. Если число точек окна много больше размерности интерполирующей функции, то пространственное описание искомого объекта может быть в соответствующее число раз сжато.

Высказанные соображения о марковском описании искомого объекта позволяют построить на алгоритмическом языке рекурсивный трехмерный "фильтр", отдаленно похожий на известный фильтр Калмана. Этот фильтр является априорно согласованным с искомым объектом. Размерность пространства состояний этого фильтра на несколько порядков меньше числа кадров потока изображений. Можно показать, что в результате "обработки" входных данных подобным алгоритмическим фильтром достигается не только сокращение объема данных, но и получение достаточных статистик обнаруживаемого динамического образа для последующей работы с ним.

Сжатые данные на выходе упомянутого "фильтра" образуют поток данных, достаточных для формирования признаков, характеризующих искомый динамический объект на фоне альтернативных помеховых объектов. С точки зрения статистической теории решений задача распознавания искомого объекта является задачей проверки сложной гипотезы о его принадлежности некоторому априорно допустимому классу. Для ее решения разрабатывается алгоритмическая процедура построения критической области, которая в пространстве признаков выделяет область принадлежности искомого динамического объекта. Основным этапом этой процедуры является формирование поля правдоподобия $L(X_{t_0, T}^{сж}/Y_{t_0, T}^{сж})$ сжатого описания искомого динамического объекта. Основным этапом этой процедуры является формирование поля правдоподобия относительно сжатых входных данных потока изображений. Для построения поля правдоподобия проводятся эксперименты по распознаванию с последующей статистической обработкой, образующие этап "обучения". Трудной проблемой является подбор статистических моделей, аппроксимирующих выборки обучения и дающих их наилучшее согласие в статистическом смысле. Трудности усугубляются, если имеются следующие априорные условия для описываемого распознавания:

- искомый динамический образ является "редким", т.е. априорная вероятность его появления в каждом кадре (начало "жизни") очень мала $\ll 10^{-3}$,
- качество обнаружения классификации очень велико. Ошибка ложного принятия гипотезы о наличии образа чрезвычайности мала $\ll 10^{-8}$.

Приведенные данные показывают, что построение критической области принятия решения по распознаванию зависит от тех значений полей правдоподобия, которые приходятся на "хвосты" соответствующих функций распределения. Следовательно, и ошибки распознавания 1-го и 2-го ряда зависят от "хвостов" распределений.

Анализ длинных выборок ($N > 10^{10}$) показал, что распределение помех хорошо аппроксимируется нормальной статистикой в диапазоне (1...3)G. Однако значения помех, превышающие 5G не подтверждают нормальности распределений. "Редкие" ложные события появляются значительно чаще, чем предсказываются нормальными распределениями, которые хорошо согласуются с экспериментальными значениями в диапазоне (1...3)G, но пло-

хо при значениях, больших 5G. Хорошее согласование было достигнуто применением статистической модели в виде закона распределения Коши, либо суперпозицией нормальных законов, аппроксимирующих закон Коши. Тот факт, что распределение "хвостов" является "тяжелым", т.е. более вероятным, чем можно было ожидать, является, по нашему мнению, фундаментальным обстоятельством информационной технологии распознавания "редких" образов. Это подтверждает также известный факт математической статистики — закон распределения Коши является самовоспроизводящимся при сложении независимых величин. Знание этого обстоятельства позволяет заранее принять меры, способствующие снижению уровня "хвостов" и, следовательно, повышающих качество распознавания.

Описанная информационная технология была реализована в виде компьютерной системы, состоящей из двух компьютеров с обратной связью, одного со специальной архитектурой, другого с универсальной [1]. Опыт последующей эксплуатации и исследований привел нас к тому, что проблемы распознавания динамических образов в потоке изображений с предельно высокими характеристиками качества распознавания целесообразно решать на вычислительных сетях с гибкой архитектурой. Элементами таких сетей могут быть транспьютеры фирм INMOS и Transtech (серии T414, T800, T9000, A100 и др.) либо транспьютероподобные микропроцессоры iWarp фирмы Intel. Они имеют 4-х портовые каналы I/O, которые позволяют создавать неограниченно наращиваемые вычислительные сети. Ключевым элементом такого подхода является использование естественного распараллеливания процессов обработки в разных узлах. Появляется возможность непосредственно отображать архитектуру алгоритмов обработки информации на архитектуру вычислительной сети. Такой подход к проектированию мы называем алгоритмической технологией. Она состоит из 4-х фаз, структурно представленных на рис. 1.

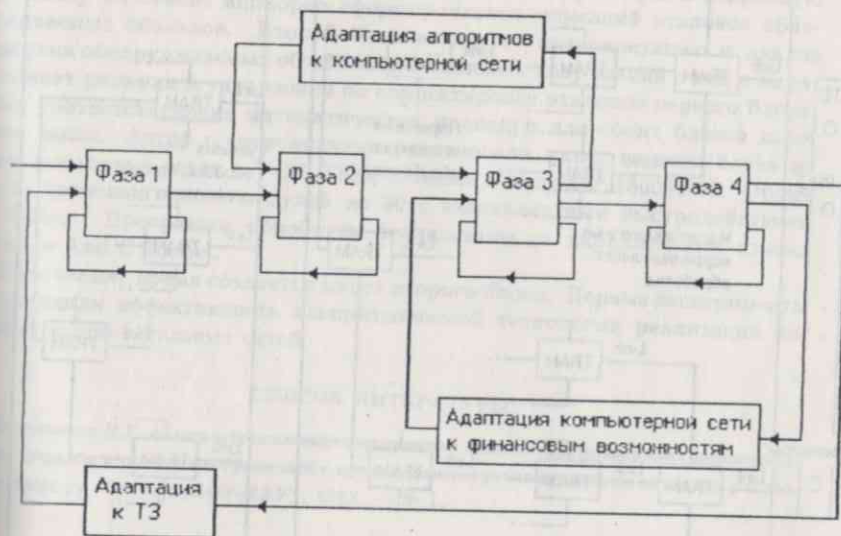
1-ая фаза. Проектирование функциональной схемы, которая представляет граф, вершинами которого являются вырабатываемые функции, а дугами — отношения зависимости.

2-ая фаза. Проектирование архитектуры алгоритма. Результат представляет двухдольный граф, вершины которого — процессы (1-я доля) и массивы данных (2-я доля) для этих процессов, а дуги — каналы связи процессов и массивов. Каждый элемент описан на алгоритмическом языке.

3-я фаза. Проектирование архитектуры компьютерной сети, отображающей архитектуру алгоритма. Результат представляет двухдольный граф, вершинами которого являются процессоры транспьютеров (1-ая доля) и блоки DRAM (памяти — 2-ая доля), а дугами — Link'i транспьютеров.

4-ая фаза. Проектирование компоновочной схемы ТрансКРОУ. Результатом является конструкторская документация.

Поддержание этих фаз в динамике адаптации задач обработки к множеству ансамблей выходных данных позволяет поддерживать аппаратную среду



- Фаза 1 — проектирование функциональной схемы
 Фаза 2 — проектирование архитектуры алгоритма
 Фаза 3 — проектирование архитектуры компьютерной сети
 Фаза 4 — проектирование компоновочной схемы и финансовых затрат на оборудование

Рис. 1. Этапы алгоритмической технологии

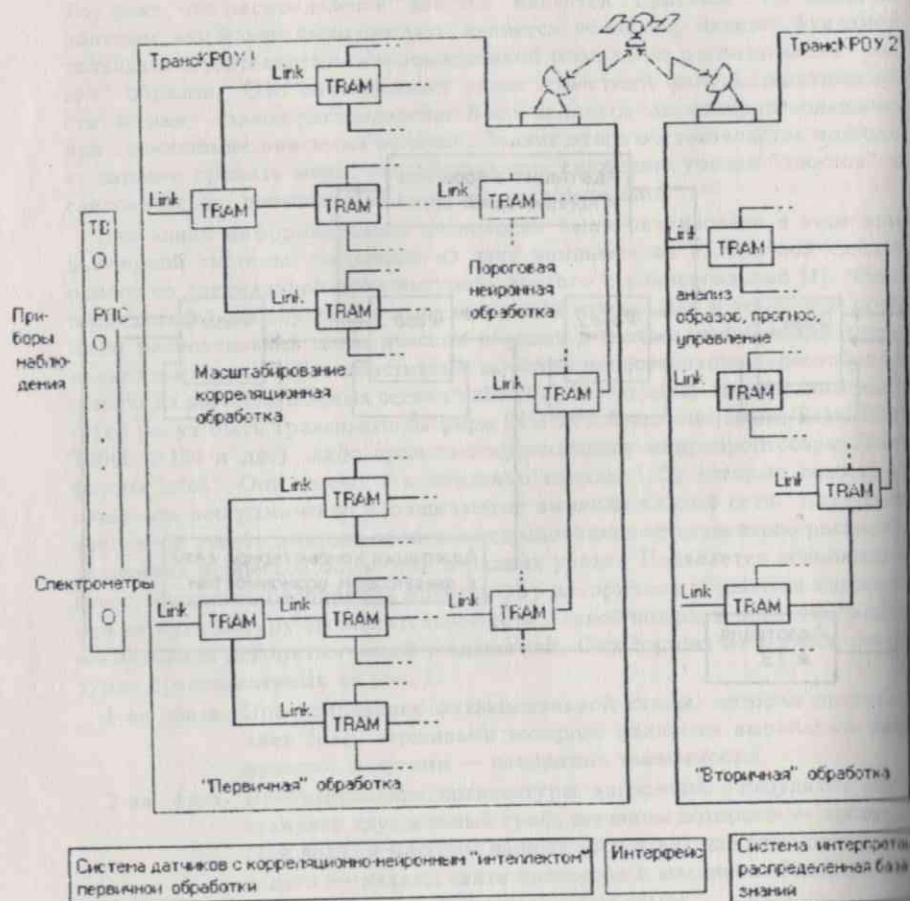


Рис. 2. Блок-схема ТрансКРОУ

в соответствии с требованиями алгоритмов. Это достигается благодаря однородности транспьютерных элементов, их программной совместимости и конструктивной возможности наращивать их сеть разъемными соединениями.

На рис. 2 представлена блок-схема транспьютерного комплекса распределенной обработки и управления ТрансКРОУ, состоящего из транспьютерных элементов TRAM (TRANsputer Module). Комплекс содержит два блока. Первый блок реализует рекурсивный "фильтр" и пороговую и нейронную обработку на основе априорно сформированных описаний эталонов обнаруживаемых объектов. Второй блок реализует интерпретацию и анализ развития обнаруживаемых объектов, накапливает базу знаний о них и вырабатывает решения и управления по корректировке эталонов первого блока. Идеи соответствующих математических процедур для обоих блоков изложены выше. Автор с сотрудниками реализовали макет первого блока на транспьютерных сетях с Т414, Т805, а также с модулем Т800+і860. Общее число транспьютерных модулей до 30 с эквивалентным быстродействием 1Gflops. Программы обработки реализованы на параллельных языках Occam и Ansi C Toolset.

В настоящее время создается макет второго блока. Первые эксперименты подтвердили эффективность алгоритмической технологии реализации подобных вычислительных сетей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Литовченко Ц.Г. Компьютерная информационная система распознавания динамических образов в потоке изображений с предельными требованиями по качеству распознавания // "Вестник НОУ-ХАУ", 1992. — № 1.