ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ: ВОССТАНОВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ВЫЯВЛЕНИЕ ПРИЗНАКОВ, РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

Компьютерная оптика, вып.14-15, 1995

АДАПТИВНЫЕ АЛГОРИТМЫ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛИЙ НА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ МНОГОМЕРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время широко применяются системы извлечения информации, включающие в себя пространственные апертуры датчиков для регистрации полезных сигналов. Важными классами таких систем являются телевизионные аэрокосмические комплексы дистанционного исследования Земли, системы технического зрения промышленных роботов, радиолокационные, гидролокационные и радионавигационные системы различного назначения.

Для названных систем естественным является описание сигналов и помех с помощью случайных функций нескольких переменных, т.е. случайных полей (СП) [1-6]. При этом пространственные переменные, учитывающие взаимное расположение датчиков, как правило носят дискретный характер. Дополнительная дискретизация наблюдаемых сигналов во времени приводит к моделям СП, заданных на многомерных сетках [6]. Несмотря на многочисленные публикации, связанные с проблемами статистической обработки сеточных СП, удовлетворительные решения получены лишь для двумерных сеток (плоских изображений). Крайне мало результатов найдено и для весьма реалистичного случая априорной неопределенности вероятностных характеристик мешающих случайных полей (изображений подстилающей поверхности, метеообразований, шумов канала связей и др.).

В настоящей работе рассматривается задача обнаружения малоразмерных объектов (аномалий) известной формы на последовательности мешающих многомерных изображений в условиях параметрической априорной неопределенности. При этом возможность технической реализации предлагаемых процедур обнаружения удается обеспечить за счет применения простых и эффективных псевдоградиентных алгоритмов адаптации решающих правил.

1. ОПТИМАЛЬНОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ СИГНАЛОВ

Рассмотрим СП наблюдений $Z = \{z_i^t : t \in T, i \in \Omega\}$, заданное на (m+1)-мерной сетке, где $T = \{t : t = 1,2\ldots, k\}$; $\Omega = \{i = (i_1,\ldots, i_m) : i_n = 1,\ldots, M_n\}$ - m-мерная $M_1 \times M_2 \times \ldots \times M_m$-сетка. Индекс t может интерпретироваться как дискретное время, поэтому сечение $\{z_i^t : i \in \Omega\}$ назовем t-м кадром m-мерного изображения.

При отсутствии полезного сигнала наблюдения представлены аддитивной смесью

$$z_i^t = x_i^t + \theta_i^t,\ i \in \Omega,\ t \in T. \qquad (1)$$

СП x_i^t с пространственно-временными корреляционными связями и СП θ_i^t независимых случайных величин с нулевыми средними и дисперсиями V_θ.

Появление аномалий приводит к изменению модели (1) лишь в области индексов $i \in G \subset \Omega$ последнего из наблюдаемых кадров:

$$z_i^t = x_i^t + \theta_i^t + s_i^t,\ i \in G, \qquad (2)$$

где $\{s_i : i \in G\}$ - совокупность отсчетов полезного сигнала.

В рассмотренных условиях необходимо найти правило проверки гипотезы H_0 об отсутствии аномалии в области G при альтернативном предположении H_1 о справедливости модели (2).

При заданных вероятностных характеристиках компонент моделей (1), (2) могут быть определены соответствующие условные плотности распределения вероятностей (ПРВ) наблюдений $\omega(Z|H_0)$ и $\omega(Z|H_1)$. Поэтому для решения задачи обнаружения следует воспользоваться сравнением с пороговым уровнем Λ_0 отношения правдоподобия (ОП):

$$\Lambda = \frac{\omega(Z|H_1)}{\omega(Z|H_0)} \begin{cases} \geq \Lambda_0 & - \text{ сигнал есть,} \\ < \Lambda_0 & - \text{ сигнала нет.} \end{cases} \qquad (3)$$

Для упрощения вычислений представим условные ПРВ в виде произведений:

$$\omega(Z|H_{0,1}) = \omega(Z_0|H_{0,1})\,\omega(Z_G|Z_0, H_{0,1}),$$

где Z_G - совокупность наблюдений по области G; Z_0 - совокупность всех наблюдений, не принадлежащих области предполагаемого сигнала. Поскольку $\omega(Z_0|H_0) = \omega(Z_0|H_1)$, ОП (3) перепишется в форме:

$$\Lambda = \frac{\omega(Z_G|Z_0, H_1)}{\omega(Z_G|Z_0, H_0)}. \qquad (4)$$

Будем аппроксимировать условные ПРВ, входящие в ОП (4), гауссовскими распределениями:

$$\omega(Z_G|Z_0, H_{0,1}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2}\sqrt{\det V_{0,1}}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left\| z^k - m_{0,1}\right\|_{V_{0,1}^{-1}}\right), \qquad (5)$$

где $m_0 = \{m_{0,1}\}$, $V_0 = \{V_{0ij}\}$ и $m_1 = \{m_{1i}\}$, $V_1 = \{V_{1ij}\}$, $i, j \in G$ - условные математические ожидания и пространственные ковариационные матрицы наблюдений Z_G при отсутствии и наличии полезного сигнала соответственно.

С учетом моделей наблюдений (1), (2) нетрудно получить следующие формулы для условных средних: $m_{0i} = \hat{x}_{эi}^k$, $m_{1i} = s_i + x_{эi}^k$, $i \in G$, где $\hat{x}_{эi}^k = M\{x_i^k | Z_0\}$ - оптимальный прогноз значений СП x_i^k, $i \in G$, построенный на основе всех имеющихся наблюдений Z_0, не принадлежащих области сигнала. Пространственные матрицы V_0 и V_1 оказываются

одинаковыми: $V_0 = V_1 = V = P_э + V_\theta$, где $P_э$ - ковариационная матрица ошибок оптимального прогноза.

После подстановки приведенных соотношений в (4), (5) и логарифмирования находим следующий алгоритм обнаружения сигнала:

$$L = \sum_{i,j \in G} s_i V_{ij}^{-1} (z_j^k - \hat{x}_{эj}^k) \gtrless_{<} 1, \qquad (6)$$

где $\lambda = \ln \Lambda_0 + 0{,}5 \| s_i \|^2_{V^{-1}}$ - порог обнаружения.

Как следует из формулы (6), процедура обнаружения аномалий включает в себя компенсацию мешающих изображений с помощью вычитания из наблюдения z_i^k оптимального прогноза $\hat{x}_{эi}^k$, найденного на основе всех наблюдений, не принадлежащих области G. После компенсации мешающих СП осуществляется линейное весовое суммирование остатков $D_i = z_i^k - \hat{x}_{эi}^k$.

Применяя формулу Фробениуса обращения блочных матриц, можно показать, что статистика приводиться к эквивалентному виду [4]:

$$L = \sum_{i \in G} s_i V_i^{-1} (z_i^k - \hat{x}_i^k) = \sum_{i \in G} c_i (z_i^k - \hat{x}_i^k), \qquad (7)$$

где $\hat{x}_i^k = M\{x_i^k \mid Z_i = Z \setminus z_i^k\}$ - оптимальный прогноз значения x_i^k, построенный на основе всех имеющихся наблюдений, кроме z_i^k; V_i -дисперсия ошибки этого прогноза.

При обнаружении аномалий во всевозможных областях G с большим числом элементов "прогноз в точку" может быть найден с помощью значительно меньшего числа вычислительных операций, чем "прогноз в область" $\hat{x}_i^k$.

Приведенные результаты позволяют уточнить условия, при которых справедлива предложенная замена условных ПРВ нормальными распределениями. Прежде всего, это широкий класс с гауссовскими моделями (1), (2). В этих случаях процедуры (6), (7) строго оптимальны. При негауссовских компонентах моделей (1), (2) достаточным условием оптимальности (6), (7) служит возможность аппроксимации апостериорной ПРВ прогноза $\hat{x}_{эi}^k = \hat{x}_{эi}^k(Z_0)$ нормальным распределением. Заметим, что последнее условие выполняется во многих прикладных задачах обработки СП со значительными пространственно-временными корреляционными связями и обычно эквивалентно условию высокой апостериорной точности прогнозирования.

При гауссовской аппроксимации (5) условные ПРВ $\omega(L \mid H_0)$ и $\omega(L \mid H_1)$ будут также гауссовскими. Поэтому для расчета вероятностей ложной тревоги $P_F = P(L \geq \lambda \mid H_0)$ и правильного обнаружения $P_D = P(L \geq \lambda \mid H_1)$ достаточно найти условные моменты статистики (6): $M\{L \mid H_0\} = 0$, $M\{L \mid H_1\} = \sum s_i V_{ij}^{-1} s_j$ и $\sigma_L^2 = M\{L^2 \mid H_0\} =$ $= M\{(L - M\{L \mid H_1\})^2 \mid H_1\} = \sum s_i V_{ij}^{-1} s_j$. При этом появляется возможность расчета потенциальных характеристик обнаружения аномалий заданной формы на фоне мешающих изображений с различными корреляционными свойствами [3].

2. ОПТИМАЛЬНОЕ И КВАЗИОПТИМАЛЬНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ

Рассмотрим построение "прогноза в точку" $\hat{x}_j^k = \hat{x}_i^k(Z_j)$ области предполагаемого сигнала на основе наблюдений $Z_i = Z \setminus z_i^k$.

При гауссовских моделях наблюдений (1), (2) оптимальным является линейный прогноз

$$\hat{x}_i^k = \sum_{(j,t)\neq(i,k)} h_{ij}^t z_j^t. \qquad (8)$$

Для отыскания оптимальных весовых матриц h_{ij}^t, обеспечивающих минимум дисперсии ошибки прогнозирования, можно воспользоваться, например, леммой об ортогональном проектировании:

$$M\{(\hat{x}_i^k - x_i^k) z_j^t\} = 0. \qquad (9)$$

При заданных ковариационных функциях СП x_i^t и z_i^t лемма дает решение поставленной задачи оптимального прогнозирования в виде системы линейных уравнений относительно весовых коэффициентов h_{ij}^t, число которых совпадает с числом используемых для прогноза наблюдений Z_i.

Как показывает анализ [2,3], даже для СП с сильными корреляционными связями возможно значительное сокращение числа точек Z_i без существенных потерь в эффективности обнаружения. Это обстоятельство, как правило, не имеет принципиального значения при полностью известных параметрах модели (1), (2). Однако в условиях априорной неопределенности, характерных для прикладных задач, необходимо не только выполнять весовое суммирование (8), но и решать в реальном времени систему уравнений (9) для каждой области однородности многомерной сетки. Другим способом определения оптимального или близкого к нему набора ограниченного числа весовых коэффициентов при неоднородных изображениях является плавное изменение значений h_{ij}^t при изменении вероятностных характеристик СП.

Выбор одного из двух рассмотренных способов нахождения оптимального или близкого к нему набора $\{h_{ij}^t\}$ зависит от вида неоднородности изображений. При наличии ярко выраженных областей с отличающимися свойствами, по-видимому, целесообразно осуществлять сегментацию с применением постоянных параметров компенсатора в каждой области сетки. Подстройка (адаптация) возможна при относительно плавном изменении вероятностных свойств СП. В более сложных случаях следует совмещать различные методы построения компенсаторов.

3. АДАПТИВНЫЕ ПРОЦЕДУРЫ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛИЙ

Рассмотрим задачу обнаружения аномалий при медленно изменяющихся по времени и пространству корреляционных свойствах гауссовских СП. При этом возможно применение различных методов адаптивной оптимизации параметров алгоритмов обнаружения (6), (7).

Известны два основных подхода к проблеме адаптации - идентификационный и безыдентификационный [7]. Первый подход основан на оценках неизвестных параметров мешающих полей и дальнейшем их учете при построении алгоритма обнаружения. Недостатками этого подхода являются усложнение алгоритма добавочной процедурой нахождения оценок и возможная неустойчивость решающего правила. Более предпочтительным представляется безыдентификационный подход, при котором параметры алгоритма обнаружения определяются с помощью реализаций критерия качества J(p), минуя промежуточные оценки параметров СП. Анализ рассматриваемой задачи показывает, что достаточно эффективные алгоритмы обнаружения могут быть получены с помощью безыдентификационной псевдоградиентной адаптации [8].

Пусть требуется оптимизировать параметры p алгоритма обработки данных в смысле экстремума некоторого функционала качества J(p), т.е., для определенности, найти его точку минимума p^*. Это может быть сделано с помощью следующего рекуррентного псевдоградиентного алгоритма:

$$p_{n+1} = p_n - \mu_n s_n, \tag{10}$$

где p_{n+1} - очередное за p_n приближение к p^*; μ_n - положительная убывающая последовательность; s_n - случайное направление. Основным условием для сходимости (10) к p^* с вероятностью единица является условие псевдоградиентности s_n по отношению к J(p):

$$(M\{s_n\})^T \nabla J(p_n) > 0, \tag{11}$$

т.е. s_n в среднем должно составлять острый угол с градиентом функционала $J(p_n)$ [8]. В задачах обработки изображений часто удается найти легко вычисляемый псевдоградиент, что позволяет синтезировать рекуррентные адаптивные алгоритмы вида (10).

Если обрабатываемые изображения однородны и стационарны, то оптимальный вектор p^* постоянен. В этом случае последовательность оценок (10) с вероятностью единица сходится к оптимальному набору параметров, а алгоритм обработки, соответственно, сходится к оптимальному (в данном классе) алгоритму. В случае же неоднородных и нестационарных изображений оптимальный вектор p^* изменяется по времени и пространству. Для таких изображений также возможно использование алгоритма (10) для оценки текущего p^*, но следует взять ограниченные снизу (например, постоянные) μ_n.

Рассмотрим применение псевдоградиентной адаптации для оптимизации алгоритма обнаружения (7). Первый его этап заключается в компенсации мешающих изображений: $\Delta_i = z_i^k - f(Z_i, \alpha_i)$, где f - некоторая функция прогноза x_i^k по наблюдениям Z_i; α_i - параметры этой функции. Критерием качества при этом может быть минимум дисперсии остатков компенсации $J(\alpha_i) = M\{\Delta_i^2\}$. Выберем некоторый порядок просмотра последнего кадра, например, порядок телевизионной развертки, и возьмем

$$s_n = \frac{1}{2}\nabla(\Delta_n^2) = \frac{1}{2}\nabla((z_n^k - f(Z_n, \alpha_n))^2) = -\Delta_n \nabla f(Z_n, \alpha_n), \tag{12}$$

т.е. градиент квадрата остатка в n-й просматриваемой точке. Тогда (11) выполняется тривиально. Псевдоградиент (12) легко вычисляется, поскольку функция прогноза f известна и обычно не очень сложна. В случае однородных и стационарных изображений оценки α_n быстро сходятся к оптимальному α^* [9]. Если же изображения имеют плавную неоднородность, то с помощью алгоритма (10) можно удовлетворительно оценивать изменяющиеся α_n^*. Например, для авторегрессионных изображений размеров 128×128 с коэффициентом корреляции, изменяющимся от 0.9 до 0.99, проигрыш по дисперсии остатков компенсации составил около 10% по сравнению с алгоритмом, построенным для известных коэффициентов корреляции в каждой точке.

Естественно, адаптивная компенсация может отличаться от оптимальной компенсации, выполняемой при известных характеристиках мешающих СП. Поэтому оптимальные весовые коэффициенты c_i в (7) могут быть отличны от $s_i V_i^{-1}$. Следовательно, нужна адаптивная оценка весовых коэффициентов. Поскольку адаптивные оценки этих коэффициентов могут отличаться от их точных значений, порог решающего правила (7), обеспечивающий заданную вероятность ложной тревоги, может оказаться переменным. Таким образом, адаптивная компенсация должна сопровождаться адаптивной подстройкой порога и оптимизацией весовых коэффициентов.

Рассмотрим адаптивное определение порога обнаружения λ для обеспечения заданной вероятности ложной тревоги $P_F = P(L \geq \lambda \mid H_0)$. Оценка порога (в том числе и переменного), являющегося квантилью порядка $q=1-P_F$, может быть также осуществлена с помощью псевдоградиентного алгоритма [4]:

$$\lambda_{n+1} = \lambda_n + \mu \begin{cases} q, & \lambda_n \geq L_n, \\ -P_F, & \lambda_n < L_n, \end{cases} \tag{13}$$

где L_n - очередное значение статистики L.

Вероятность ложной тревоги обычно задается малой (0.001 и меньше), поэтому в (13) $P_F << q$. Отсюда возникает значительная асимметрия: λ_n могут возрастать значительно быстрее, чем убывать. Это может привести к некоторому завышению оценки порога, когда точный порог быстро изменяется или имеются импульсные помехи.

Отмеченные недостатки проявляются в меньшей мере, когда $P_F \approx q$, т.е. при $q \approx 0.5$. В этом случае и дисперсия оценки (13) меньше. В связи с этим может быть предложена следующая двухэтапная процедура подстройки порога обнаружения.

Представим порог в виде произведения $\lambda_n = g_n \lambda_n^*$, где вспомогательный порог λ_n^* является квантилью некоторого достаточно произвольного порядка $q^* = 1 - P_F^* \approx 0,5$ и g_n - коэффициент пропорциональности между λ_n^* и λ_n. Этот коэффициент зависит от вида распределения статистики L и обычно изменяется очень медленно или постоянен. Вспомогательный же порог λ_n^* зависит от характеристик обрабатываемых изображений (интенсивности помех) и может изменяться довольно быстро. Порог оценивается с помощью двухконтурного алгоритма:

$$\lambda^*_{n+1} = \lambda^*_n + \mu^* \begin{cases} q^*, & \lambda^*_n \geq L_n, \\ -P^*_F, & \lambda^*_n < L_n, \end{cases}$$

$$g_{n+1} = g_n + \mu \begin{cases} q, & \lambda^*_n g_n \geq L_n, \\ -P_F, & \lambda^*_n g_n < L_n. \end{cases} \qquad (14)$$

При этом $\mu << \mu^*$, поскольку g_n изменяются значительно медленнее, чем λ^*_n.

Исследования алгоритма (14) показали, что обеспечивается хорошая стабильность заданной вероятности ложной тревоги P_F. Например, при обработке реальных телевизионных изображений, дисперсия помех которых изменялась в 10 раз при переходе от кадра к кадру и была переменной по полю кадра, требовалось около десяти кадров 128x128 для входа в режим слежения, после чего количество ложных обнаружений при P_F=0,001 укладывалось в 95% доверительный интервал.

Рассмотрим, наконец, адаптивную оптимизацию весовых коэффициентов $c = \{c_i\}$ для статистики в (7). Эти коэффициенты должны быть выбраны так, чтобы вероятность правильного обнаружения $P_D = P(L \geq \lambda \mid H_1)$ была максимальной. Предположим, что

$$P(L \geq \lambda \mid H_1) = 1 - F((\lambda - m_1)/\sigma_1),$$

где F - некоторая неизвестная функция распределения; $m_1 = m_1(c)$, $\sigma_1 = \sigma_1(c)$ - условные среднее и дисперсия статистики L при гипотезе H_1. Другими словами, предполагается, что от с могут зависеть только характеристики положения распределения статистики L, но не вид распределения. При этом предположении максимум P_D достигается в точке минимума функционала

$$Q(c) = \frac{\lambda(c) - m_1(c)}{\sigma_1(c)}, \qquad (15)$$

минимизация которого также может быть выполнена с помощью псевдоградиентного алгоритма. Для этого используется дополнительный канал обучения, на вход которого поступают обрабатываемые кадры изображений с искусственно замешанными сигналами, что дает возможность оценивать текущие значения $m_1(c)$ и $\sigma_1(c_n)$. В этом же канале производится псевдоградиентная оценка текущего оптимального значения c_n, используемая в алгоритме обнаружения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотренные в настоящей работе оптимальные и квазиоптимальные адаптивные алгоритмы обнаружения сигналов могут быть использованы в разнообразных приложениях. Широкой областью их применения является, например, обнаружение аномалий на последовательности двух- или трехмерных массивов данных, полученных при дистанционном исследовании Земли многозональными системами. Благодаря рекуррентности вычислений, включающих псевдоградиентную адаптацию, и характеристикам мешающих изображений предложенные процедуры могут быть реализованы в системах обработки последовательностей неоднородных изображений больших размеров в реальном времени.

Литература

1. *Васильев К.К.* Обнаружение сигнала на последовательности многомерных изображений.- В сб. научн. тр. "Математические и технические проблемы обработки визуальной информации" под ред. А.С. Алексеева, В.П. Пяткина.- Новосибирск: ВЦ СО РАН, 1992, с.49-64.

2. *Васильев К.К., Балабанов В.В.* Обнаружение точечных сигналов на фоне мешающих изображений.- Радиотехника, 1991, N 10, с. 86-89.

3. *Васильев К.К., Герчес В.Г.* Эффективность алгоритмов обнаружения сигналов на фоне мешающих изображений.- В сб. науч. тр. "Статистические методы обработки изображений."- Новосибирск: НГТУ, 1993, с.39-45.

4. *Крашенинников В.Р., Агеев С.А.* Псевдоградиентная адаптация решающего правила обнаружения сигналов на фоне случайных полей. В сб. науч. тр. "Статистические методы обработки изображений."- Новосибирск, НГТУ, 1994, с. 28-33.

5. *Виттих В.А., Сергеев В.В., Сойфер В.А.* Обработка изображений в автоматизированных системах научных исследований. М.: Наука, 1982, 214с.

6. *Васильев К.К., Крашенинников В.Р.* Методы фильтрации многомерных случайных полей. Саратов: изд-во Сарат. ун-та, 1990, 128с.

7. *Срагович В.Г.* Адаптивное управление. М.: Наука, 1981, 384 с.

8. *Поляк Б.Т., Цыпкин Я.З.* Псевдоградиентные алгоритмы адаптации и обучения. Автоматика и телемеханика, 1973, N 3, с. 45-68.

9. *Крашенинников В.Р., Капралов Б.П.* Адаптивные алгоритмы прогноза однородных изображений. Техника средств связи, сер. "Техника телевидения", 1990, вып. 5, с. 53-61.

Вниманию читателей !

Международный центр научной и технической информации
принимает заказы на международный журнал

"СВЕРХПРОВОДИМОСТЬ: ИССЛЕДОВАНИЯ И РАЗРАБОТКИ"
NN 5, 6, 7, 8

Цена одного номера 3 USD
(Оплата в рублях по курсу ЦБ РФ на момент расчетов)

Заказы принимаются по адресу:
Россия, 125252, Москва, ул.Куусинена, 216, МЦНТИ, СОПИ.
Телефакс: (095) 943-00-89
Справки по телефону: 198-72-10