

жающей среды [2]. В частности, зная о приближающемся пике какого-либо заболевания, можно усилить профилактические меры и агитационную пропаганду, тем самым эффективно и экономно использовать трудовые ресурсы, не допуская срывов и простоя отдельных технологических процессов и работы предприятия в целом.

Список литературы: 1. *Эргономика и безопасность труда* / Л.П.Боброва, О.М.Мальцева и др. М.: Машиностроение, 1985. 112 с. 2. *Ивахненко А.Г., Лапа В.Г.* Предсказание случайных процессов. К.: Наук. думка, 1971. 416 с.

Поступила в редколлегию

Дзюндзюк Борис Васильевич, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой охраны труда ХТУРЭ. Научные интересы: электромагнитная безопасность. Хобби: автомобиль. Адрес: Украина, 61022, Харьков, ул. Бориса Чичибабина, 2, кв.94, тел. 40-93-60.

Сердюк Наталья Николаевна, аспирантка кафедры охраны труда ХТУРЭ. Научные интересы: управление условиями труда на рабочем месте. Хобби: домашние животные. Адрес: Украина, 61202, Харьков, ул. Целиноградская, 58, к. 504.

Хяникяйнен Александр Иванович, канд. техн. наук, доцент кафедры охраны труда ХТУРЭ. Научные интересы: безопасность жизнедеятельности в различных условиях. Хобби: горный туризм. Адрес: Украина, 61204, Харьков, ул. Л. Свободы, 34, кв. 192, тел. 37-18-61.

УДК 621.396:629.7.05

В.А. ГОРОХОВАТСКИЙ, О.В. СЫТНИК

ОБНАРУЖЕНИЕ ПОДВИЖНЫХ ОБЪЕКТОВ ПРИ АНАЛИЗЕ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ВИДЕОКАДРОВ

Рассматривается проблема идентификации динамичных объектов в сложной помеховой обстановке путём анализа форм в пространстве спектров. Алгоритм обнаружения геометрических форм базируется на последовательном анализе пространственных спектров в каждом кадре и сравнении со спектром модели. Инвариантность алгоритма к поворотам, смещениям и частичным затенениям объекта обусловлена свойствами преобразования из пространства сигналов в пространство спектров параметров.

Введение

В большинстве задач анализа изображений информация об исследуемом объекте представляется в виде описания формы объекта или его границ. Приоритет среди множества параметров изображений отдаётся форме потому, что анализ изображений в зрительной системе человека происходит путём идентификации формы объекта.

Мощным инструментом, позволяющим осуществлять анализ форм, строить алгоритмы обнаружения, оценивания координат и распознавания объектов на изображениях, является преобразование Хо [1]. В алгоритмах, основанных на преобразовании Хо, как правило, требуется знание аналитического описания формы объекта либо наличие эталона, а также должны быть заданы ограничения на возможные трансформации объекта. При этом чем больше степеней свободы допускается для возможных преобразований объекта, тем жёстче становятся требования к вычислительной системе, реализующей алгоритм.

Наличие флуктуационных и локальных помех, а также ошибок, возникающих на предварительных этапах обработки изображений, ещё больше усложняет задачу. Поэтому представляет интерес построение алгоритмов, инвариантных к форме объекта и позволяющих быстро осуществлять отбраковку ложных объектов и фона, а также оценивать координаты и параметры движения объекта [2].

Синтез такого алгоритма можно осуществить, если использовать последовательность кадров $K_1, K_2, \dots, K_n$, полученных в моменты времени $t_1, t_2, \dots, t_n$. Решение об обнаружении принимаем после анализа последнего n -го кадра. При этом объект от кадра к кадру за время $\Delta t = t_{i+1} - t_i$ может смещаться, частично изменять форму, а также вовсе исчезать.

Кроме того, из-за влияния помех возможно формирование ложных объектов, положение и форма которых от кадра к кадру изменяется случайно.

1 Описание алгоритма

Рассмотрим один из возможных алгоритмов обнаружения объектов за n кадров с применением преобразования Хо.

1. Выделяем в кадре K_i локальные признаки объекта и формируем вторичные признаки – связную цепочку [2], аналогичные действия выполняем для кадра K_{i+1} .

2. Выполняем преобразование Хо [3] между цепочками из кадров K_i, K_{i+1} и принимаем локальное решение $r(K_i, K_{i+1})$ о наличии объекта в кадре K_i . Решение r реализуется согласно правилу: $r(K_i, K_{i+1})=1$, если выполняются условия:

$$a) \quad m \geq m_1; \quad m \geq m_2, \quad (1)$$

$$b) \quad |\Delta x_i| \leq \varepsilon_x; \quad |\Delta y_i| \leq \varepsilon_y.$$

В противном случае принимаем $r(K_i, K_{i+1})=0$. В соотношениях (1) используются следующие обозначения: m – величина максимума накопителя при выполнении преобразования Хо; m_1, m_2 – пороговые величины; $\Delta x_i, \Delta y_i$ – параметры смещения объекта за время Δt , вычисленные с применением преобразования Хо и соответствующие максимуму в накопителе; $\varepsilon_x, \varepsilon_y$ – априорные ограничения на величины смещения объекта в течение межкадрового времени Δt .

3. Если $r(K_i, K_{i+1})=1$, то в сумматор S_1 наличия объекта добавляется вес α_i кадра K_i :

$$S_1 = S_1 + \alpha_i.$$

В противном случае вес α_i добавляется в сумматор S_0 отсутствия объекта

$$S_0 = S_0 + \alpha_i.$$

4. Если $i+1 \leq n$, то переход к п.1 с дальнейшим анализом кадров K_{i+1}, K_{i+2} , иначе – конец работы алгоритма.

В результате работы алгоритма формируются суммы S_1 и S_0 , а решение о наличии объекта принимается, если $S_1 \geq S_0$.

2 Свойства алгоритма

Если в силу некоторых причин объекта нет в кадре K_i , то решения r с участием кадров K_{i-1}, K_{i+1} будут равны нулю, так как кадр K_i участвует в двух межкадровых связях (за исключением кадров K_1 и K_n). Если, например, последовательность из пяти кадров имеет вид 10101 (0 – объекта нет в кадре, 1 – объект в кадре присутствует), то соответствующая последовательность решений состоит из одних нулей, т.е. объект не обнаруживается за пять кадров. В то же время, если имеется возможность хранить информацию о всех n кадрах, то путём обработки C_n^2 пар кадров можно улучшить качество алгоритма.

В основе алгоритма лежит преобразование Хо, усиленное условиями (1). Оно обладает ярко выраженным пороговым свойством и зависит от величин $m_1, m_2, \varepsilon_x, \varepsilon_y$. Величины $\varepsilon_x, \varepsilon_y$ отражают допустимую скорость движения объекта, величина m_1 – минимально возможное количество точек в представлении объекта в целях его различения с другими объектами в кадре и шумами, а m_2 – уровень максимально допустимого искажения объекта, равный возможному ко-

личеству неискажённых точек. Межкадровое преобразование X_0 осуществляет селекцию только тех цепочек, которые движутся регулярно, и является помехо-защищённым к появлению ложных цепочек вблизи истинной цепочки. Очевидно, что свойства алгоритма в значительной мере зависят от параметров m_1 , m_2 , ε_x , ε_y .

3 Выбор параметров алгоритма

Рассмотрим вначале пути выбора значений m_1 , m_2 . Предположим, что на объект действует лишь помеха, которая приводит к исчезновению отдельных точек объекта. Пусть p -вероятность исчезновения точки в i -м кадре, $q = 1 - p$ – вероятность того, что точка не исчезает. Исчезновение точек происходит независимо внутри кадра и в последовательности кадров. Вероятность того, что точка не будет участвовать в принятии решения по двум кадрам (i -му и $i+1$ -му) – равна $p^* = 1 - (1 - p)^2$, так как точка участвует в решении только тогда, когда она присутствует в объекте в обоих кадрах.

В силу зависимости точек вероятность того, что k точек из n будут участвовать в формировании объекта, равна

$$P_n^k = C_n^k \cdot q^{*k} (p^*)^{n-k},$$

где $q^* = 1 - p^*$ – вероятность того, что точка участвует в решении по двум кадрам. Вероятность того, что более (не менее) k точек будет представлять объект, равна

$$R_n^k = 1 - \sum_{i=0}^{k-1} C_n^i \cdot q^{*i} (p^*)^{n-i}$$

или

$$R_n^k = 1 - \sum_{i=k}^n C_n^i \cdot q^{*i} (p^*)^{n-i}.$$

С вероятностью R_n^k можно связать порог m_2 для максимума в накопителе при принятии решения о наличии объекта. С вероятностью $R_n^{m_2}$ можно утверждать, что для заданного p количество точек в максимуме накопителя будет превышать значение m_2 .

Если задать достаточно высокое $R_n^k \geq 0.95$, то для заданной вероятности p пропадания точек можно по выражению для R_n^k рассчитать допустимое m_2 , причём должно выполняться условие $m \geq m_2$. Кроме того, значение m максимума в накопителе ограничено снизу тем минимальным количеством точек m_1 , которым вообще может быть представлен объект.

Очевидно, что при заданных R_n^k и p условия правильного обнаружения объекта с вероятностью R_n^k будут выглядеть как $m \geq m_2 \geq m_1$. Если же p априорно неизвестно, то порог m_2 не определён и решение целесообразно принимать по правилу $m \geq m_1$.

Как видим, величины m_1 , m_2 полностью определяются априорными данными. В случае отсутствия априорной информации этими порогами нужно управлять в процессе обработки видеок кадров. При этом m_1 выбирается из соображений выделения данного объекта среди других (в том числе и фоновых), а m_2 – исходя из допустимого уровня помех.

4 Результаты моделирования алгоритма

Основной целью серии экспериментов было оценить, как с увеличением количества кадров n изменяется вероятность обнаружения объекта, а также уточнить условия применимости алгоритма.

Было проанализировано два варианта алгоритма: один при $\alpha_i = 1$, а другой при $\alpha_i = 2^i$, когда существенно растёт вес следующих подряд одинаковых решений. Если, например, в трёх кадрах подряд объект обнаружен, то α_i принимает значения 1, 2, 4.

Суть искажения состояла в том, что в очередном кадре объект исчезал с вероятностью p_1 . По количеству экспериментов, равному 50, оценивалась вероятность обнаружения объекта алгоритмом в зависимости от числа кадров. Результаты моделирования приведены в таблице. Ее данные свидетельствуют о росте вероятности в зависимости от n . Однако при значительных величинах $p_1 = 0,2$ (искажается в среднем каждый пятый кадр), даже при $n=20$ не достигается стопроцентное обнаружение. Кроме того,

P_1	Вариант	Количество кадров n			
		2	5	10	20
0,05	1	0,92	1	1	1
	2	0,9	1	1	1
0,1	1	0,86	0,94	0,98	1
	2	0,74	0,92	0,96	1
0,2	1	0,66	0,76	0,86	0,94
	2	0,61	0,74	0,76	0,9

вариант 2 алгоритма ($\alpha_i = 2^i$), основанный на существенном росте вклада следующих подряд решений, не имеет предполагаемых преимуществ. Более того, простое суммирование отдельно положительных и отрицательных решений (вариант 1 – первая строка таблицы) оказывается даже несколько эффективнее. Этот факт объясняется тем, что вес следующих подряд отрицательных решений также возрастает в алгоритме 2. Кроме того, каждый искажённый кадр приводит, как минимум, к двум отрицательным решениям.

5 Оценка координат

Рассмотренный алгоритм предназначен лишь для обнаружения объекта. Важной задачей является также оценка координат движущегося от кадра к кадру объекта. Естественно определять координаты только по кадрам, где обнаружен объект. Преобразование X_0 даёт важную информацию о движении объекта от кадра к кадру. Исходя из этой информации, в качестве метода оценки можно рассмотреть линейный прогноз

$$\Delta x = \frac{(x_k - x_1)}{(k-1)}, \quad x_n = x_k + \Delta x \cdot (n - k). \quad (2)$$

Здесь k номер последнего кадра, где обнаружен объект; x_1 – координата объекта в первом из обнаруженных кадров; x_n – экстраполируемая координата объекта для кадра K_n ; Δx – средний за k кадров шаг движения объекта.

Для оценки эффективности (2) был проведен эксперимент, аналогичный предыдущему. Кроме искажения цепочки, вносилась также помеха в моделируемые координаты объекта. Координаты принудительно отклонялись от истинных на две единицы в обе стороны от среднего значения с заданной вероятностью p_2 . В эксперименте оценивалось отклонение вычисленных координат объекта от истинных при различных p_2 . При этом координаты объекта определялись по обнаруженным кадрам с использованием повторного применения преобразования X_0 , позволяющего оценить координаты по центру тяжести согласно перемещающимся локальным признакам объекта.

Основные результаты эксперимента сводятся к следующему.

Для $n=2$ в связи с отсутствием предыстории процесса вне зависимости от p_1 и p_2 вероятность P точного определения координат объекта равна 1.

С увеличением количества кадров n вероятность P снижается и для $p_1=0,1$, $p_2=0,3$, $n=20$, величина $P=0,64$. При этом вероятность определения координат с погрешностью $\Delta = 3$ равна $P_\Delta = 0.77$.

С увеличением p_1 при фиксированном p_2 значения P и P_Δ уменьшаются, например, при $n=10$, $p_1=0,01$, $P_\Delta = 0.86$, а при $p_1=0,3$ значение $P_\Delta = 0.78$.

Из полученных данных следует, что при простых алгоритмах оценки координат не удаётся избежать снижения точности в определении координат с увеличением количества кадров n . Этот факт очевиден, так как априорно в алгоритме предполагается линейная модель движения в тех интервалах времени, где объект затенён помехой. При этом чем больше интервал времени затенения объекта и чем выше вероятность p_2 , характеризующая отклонения движения реального объекта от линейной модели, тем ниже точность определения координат. Для достижения более весомых результатов необходимо использовать сложные алгоритмы оценки типа фильтра Калмана либо анализировать информацию одновременно о всех имеющихся кадрах.

Вариант алгоритма обнаружения нескольких объектов можно представить так. Обработка кадров проводится по алгоритму, описанному выше, но при анализе аккумулятора (массива – накопителя) выделяется не один глобальный, а несколько значимых локальных максимумов. Значимые максимумы могут быть выделены с применением порога. Если, например, в точке $(0,0)$ оказалось значение 100, это говорит о том, что 100 точек при переходе от i -го к $i+1$ -му кадру остались неподвижными. Так могут селектироваться большие неподвижные объекты. А истинный объект находится по последовательности кадров с учётом того, что он может смещаться не более чем на заданные величины ε_x , ε_y от кадра к кадру с учётом априорного количества точек в объекте.

Список литературы: 1. Лабунец О.Г., Чернина С.Д. Теория и применение преобразования Хо // Зарубежная радиоэлектроника. 1987. №10. С 48–56. 2. Гороховатский В.А., Ересько Ю.Н., Путятин Е.П., Стрельченко В.И. Локализация объектов на изображениях визуальных сцен // Автометрия. 1990. №6. С. 3–7. 3. Ищенко С.В., Гороховатский В.А. Определение сходства изображений в пространстве локальных признаков // АСУ и приборы автоматики. 1991. Вып. 100. С. 27–34.

Поступила в редколлегию 13.06.01

Гороховатский Владимир Алексеевич, канд. техн. наук, старший научный сотрудник, доцент кафедры информатики ХТУРЭ. Научные интересы: математическое моделирование и оптимизация процессов управления. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 45–39–49.

Сытник Олег Викторович, канд. техн. наук, старший научный сотрудник, доцент кафедры РТС. Научные интересы: математическое моделирование и статистическая оптимизация. Адрес: Украина, 61115, Харьков, ул. 17-го Партсъезда, 15, к. 1.

УДК 681.5.015:628.21

С.В. ДЯДЮН

ОПТИМИЗАЦИЯ ПОТОКОРАСПРЕДЕЛЕНИЯ В СИСТЕМАХ ВОДОСНАБЖЕНИЯ С БОЛЬШИМ ЧИСЛОМ АКТИВНЫХ ИСТОЧНИКОВ

Проводится сравнительный анализ эффективности использования различных оптимизационных методов для определения оптимального потокораспределения при управлении крупномасштабными системами водоснабжения с большим числом активных источников. Показывается, что наиболее эффективным по критериям затрат машинного времени и занимаемому объему памяти ЭВМ является метод прямого поиска Хука и Дживса.

В проблеме оперативного управления технологическими процессами функционирования систем подачи и распределения воды (СПРВ) важное место занимает