

М. Н. Фаворская, А. И. Пахирка, А. С. Шилов, М. В. Дамов

МЕТОДЫ ПОИСКА ДВИЖЕНИЯ В ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯХ

Представлена общая концепция информационной технологии видеонаблюдения. Разработана классификация методов поиска движения в видеопоследовательностях. Проанализированы алгоритмы поиска движения при локализации лиц людей в видеопоследовательностях, в задачах видеонаблюдения объектов, а также при реконструкции отдельных сцен видеопоследовательности.

Ключевые слова: поиск движения, видеопоследовательность, статистические показатели.

Важной проблемой, связанной с разработкой систем видеонаблюдения, является усовершенствование технологии обнаружения и сопровождения объектов, находящихся в поле зрения одной или нескольких видеокамер. Общая концепция такой информационной технологии может быть представлена в виде трех уровней обработки информации и принятия решений:

– низкий уровень: реконструкция изображения вследствие дефектов и шумов видеодатчиков, неравномерности частотных характеристик канала передачи, наличие природных эффектов при съемке (туман, дождь, снегопад и т. д.);

– средний уровень: сегментация и оценка таких параметров сегментов, как геометрические размеры, цветовые и текстурные характеристики, параметры движения, а также формирование траекторий движения сегментов, выдвижение гипотез о наличии объектов интереса на основе анализа статических и динамических показателей сегментов, составление списка обнаруженных объектов и их параметров;

– высший уровень: использование результатов оценки параметров предполагаемых объектов в зависимости от целей видеонаблюдения, например распознавание объектов (отнесение наблюдаемых изображений объектов к одному из заданных классов), сопровождение объектов (корректировка направления оптической оси видеодатчика с целью поддержания направления на заданный объект), прогнозирование поведения объектов.

Методы, применяемые для анализа видеопоследовательностей, различаются в зависимости от условий наблюдения, наличия априорной информации об объектах, характеристик перемещения объектов в пространстве, вычислительной сложности реализаций. Особенно сильное влияние оказывают следующие условия наблюдения:

– возможность или невозможность перемещения видеокамеры при съемке;

– количество камер, одновременно производящих съемку сцены под разными ракурсами;

– глобальная характеристика фона (однородный или сложный);

– глобальная характеристика объекта (объект малых размеров относительно размеров кадра или объект, занимающий большую часть кадра);

– наличие большого количества объектов в кадре (проблемы перекрытия изображений объектов, появления и исчезновения изображений объектов из кадра).

Тем не менее можно выделить существенное начальное звено, которое является общим для всего многообра-

зия алгоритмов видеонаблюдения. Этим звеном является поиск движения в текущем кадре на основе анализа предыдущих кадров видеопоследовательности. Анализ существующих алгоритмов показал, что методы поиска движения в видеопоследовательностях целесообразно представить в виде двух направлений – статистического и параметрического подходов (см. таблицу).

В рамках статистического подхода, считающегося более эффективным при наличии однородного фона, применяются корреляционные методы, методы статистической сегментации, методы пространственной и пространственно-временной фильтрации. Параметрический подход лежит в основе сопоставительных методов, методов отслеживания краевых точек изображения объекта, методов слежения за точечными особенностями изображений, анализа движения с использованием графов.

Рассмотрим некоторые методы статистического подхода более подробно.

Поскольку движущийся объект имеет определенное внутреннее состояние, измеряемое на каждом кадре, то требуется максимально эффективно обобщить полученные измерения для оценки состояния объекта. Здесь возможны два частных случая, когда динамика и измерения линейны (задача имеет решение) и когда имеется нелинейная динамика (в общем случае решение задачи невозможно). Обычно используют линейные динамические модели, поскольку они учитывают аддитивный гауссов шум и все плотности вероятностей будут описываться гауссианами.

В простейшей динамической модели изменение состояний заключается в умножении предыдущего состояния на известную матрицу, которая может зависеть от номера кадра, с последующим прибавлением случайной переменной, распределенной по нормальному закону, нулевым значением среднего и известной дисперсией. Обозначим внутреннее состояние объекта в момент времени t_j , интерпретируемое как совокупность сегментов изображения с некоторыми постоянными характеристиками, например признаками движения, как S_j , а измерения, носящие случайный характер и выполненные в данный момент времени, – как D_j . Большинство практических приложений можно свести к одной из трех основных задач:

– предсказание. Дана последовательность измерений $D_0, D_1, \dots, D_{j-1}$ и требуется определить, какое состояние для j -го кадра она предсказывает. Для решения этой задачи необходимо знать вероятность $P(S_j | D_0, D_1, \dots, D_{j-1})$;

– ассоциация данных. Измерения, полученные на j -м кадре, отражают состояние объекта. Для извлечения этих данных используется вероятность $P(S_j | D_0, D_1, \dots, D_{j-1})$;

– коррекция. Известна величина D_j (существенные данные) и требуется вычислить вероятность $P(S_j | D_0, D_1, \dots, D_j)$.

При решении подобных задач опираются на ряд допущений. Так, например, если принять, что важно только непосредственно предшествующее состояние объекта, то структура алгоритмов сильно упрощается. Также обычно считают, что измерения зависят только от текущего состояния. При этом предполагается, что величина D_j является условно независимой от других измерений при данном значении S_j :

$$P(D_0, D_1, \dots, D_k | S_j) = P(D_j | S_j) P(D_0, \dots, D_k | S_j).$$

Плохо изученным вопросом является установление информативности результатов измерений D_j . Определение того, какие данные являются информативными, связано с понятием ассоциации данных. Обычно при решении задач данного типа требуется отобразить набор измерений в набор траекторий движущихся объектов. Рассмотрим частный случай, когда наблюдается только один движущийся объект. Проблема состоит в том, что информативными являются лишь некоторые пиксели изображения и нужно определить именно эти пиксели. Можно представить два метода решения данной задачи – учет ближайших соседей и вероятностная ассоциация данных.

В простейшем случае движущийся объект является одним сегментом на изображении, не изменяющим свою форму и геометрические размеры (самолет, ракета), а фон со временем может меняться. Здесь возможны следующие ошибки: может появиться сегмент фона, который идентичен сегменту объекта, или сегмент фона, который не соответствует динамической модели. Тогда целесообразно выбирать сегмент с наибольшим значением величины D_j :

$$P(D_j = D_j^r | D_0, \dots, D_{j-1}) = \int_W P(D_j = D_j^r | S_j, D_0, \dots, D_{j-1}) P(S_j | D_0, \dots, D_{j-1}) dS_j,$$

где D_j^r – r -й сегмент получения измерения; W – сегмент интегрирования. Эту величину можно вычислить с помощью фильтра Кальмана [1]. Данная стратегия является относительно устойчивой в зависимости от точности динамической модели. Если удастся подобрать точную динамическую модель, то случайные неверные выводы по отдельным кадрам видеопоследовательности не создадут существенных проблем. При этом если используются только измерения, не противоречащие предсказаниям, то это может оказаться положительным фактором (при сопровождении объекта не используются данные по измерениям) или отрицательным фактором (могут отслеживаться несущественные объекты). Если динамическая модель дает слабые предсказания, т. е. ошибки накапливаются, то при длительном отслеживании точка будет неуклонно удаляться от истинной траектории.

Метод вероятностной ассоциации данных основан на том, что сегменты, сильно отличающиеся от искомого сегмента, исключаются из рассмотрения, а оставшимся сегментам назначаются весовые коэффициенты, отражающие степень их сходства с предсказанным сегментом. Первый этап называется селекцией, где исключаются измерения, величина которых превышает среднеквадратич-

ное отклонение в три раза. Более гибкие стратегии требуют, чтобы сопровождаемый объект имел несколько динамических схем поведения, при этом используется банк из нескольких селективных фильтров и учитываются все измерения, полученные на выходе фильтра, пропустившего хотя бы одно измерение. Второй этап называется вероятностной ассоциацией данных. Предположим, что фильтр имеет набор из N сегментов, каждый из которых порождает вектор измерений D_j^k , где область указывает верхний индекс. Требуется обработать набор возможных гипотез:

- ни один сегмент не порожден объектом (гипотеза h_0),
- сегмент k порожден объектом (гипотеза h_k).

Алгоритм упрощается, если заранее известны характеристики сегмента, отображающего объект. Вероятностная ассоциация данных выполняется совместно с фильтром Кальмана.

А теперь рассмотрим методы сопровождения объектов в рамках параметрического подхода (см. таблицу). Эти методы представлены в таблице по мере усложнения характеристик отслеживания.

Простые сопоставительные методы основаны на том, что за время, проходящее между двумя последовательными кадрами, сцена стационарна и местоположения объектов изменяются незначительно. Тогда в окрестности любой точки кадра такое изменение можно заменить параллельным переносом этой окрестности на некоторый вектор с достаточно высокой степенью точности. На самом деле подавляющее большинство обычных видеопоследовательностей удовлетворяют этому ограничению, за исключением участков резкой смены сцены, т. е. характер движения объектов в видеопоследовательности можно считать почти непрерывным. Сущность данной группы методов состоит в том, что выбирается некий регион на текущем кадре и ищется похожий регион на следующем кадре. Если расположение найденной области отличается от искомой области, то считается, что движение было, и строится вектор движения. Для принятия решения о соответствии регионов требуется минимизировать функцию ошибки, в качестве которой можно использовать функцию суммы абсолютных разностей (*Sum of Absolute Differences*, SAD) или функцию суммы квадратов разностей (*Sum of Squared Differences*, SSD).

Наилучшее качество, т. е. минимальную ошибку похожести, может гарантировать метод полного перебора всех возможных значений векторов движения из допустимой области. Однако его практическое применение не представляется реальным из-за большой вычислительной сложности. Существуют способы ускорения полного перебора, позволяющие значительно сократить число операций за счет оптимизации вычисления самой функции ошибки или за счет вычисления некоторых оценок сверху для этой функции. Однако количество операций на один пиксель кадра по-прежнему остается слишком большим для работы алгоритма в реальном режиме времени.

Существуют и другие, более быстрые методы поиска, например метод перебора по шаблону. Предположим, что функция $SAD(d(u, v), t_j)$ строго монотонно сходится к своему минимуму в области $-W_x < u < +W_x, -W_y < v < +W_y$. Тогда этот минимум можно локализовать проверкой

всего нескольких точек в данной области. Минимальное число проверок обеспечивает ортогональный шаблон, состоящий из двух проверок и сокращающий за каждый шаг область поиска вдвое. Но поскольку функция ошибки почти никогда не бывает монотонной и обычно имеет множество локальных экстремумов, затрудняющих поиск глобального экстремума, то зачастую целесообразно использовать другие шаблоны (например, прямоугольный и 8-точечный шаблоны). Метод, основанный на шаблонах, демонстрирует неплохую скорость работы, однако часто находит локальный минимум вместо глобального минимума. В качестве его преимущества можно отметить то, что поиск вектора движения для каждого отдельного блока не зависит от результатов поиска в соседних блоках и в предыдущем кадре, что делает этот метод более эффективным при исследовании очень интенсивного и сложного движения по сравнению с рекурсивным методом.

В рекурсивном методе проверяемое подмножество области поиска формируется для каждого блока отдель-

но на основе результатов поиска для соседних, уже обработанных блоков и блоков предыдущего кадра. Основная идея этого метода состоит в том, чтобы использовать гладкость поля векторов движения для сокращения времени поиска. В большинстве случаев для нахождения глобального минимума во всей области поиска бывает достаточно проверить векторы смещения для нескольких соседних блоков и уточнить их в небольшой окрестности. Рекурсивный метод является самым быстродействующим из сопоставительных методов, показывает неплохие результаты при слабом движении, однако в большинстве случаев накладываемое им ограничение на гладкость поля векторов оказывается слишком сильным. Улучшенный трехмерный рекурсивный метод использует больше проверок при уточнении предсказанного вектора.

Отметим еще один метод – блочный, в котором поиск движения для каждого блока производится независимо от соседних блоков. Поскольку поле векторов над одним объектом должно быть достаточно гладким и не содержать случайных выбросов, то каждому блоку необходимо

Классификация методов поиска движения в видеопоследовательностях

Подход	Название	Краткая характеристика
Статистический	Корреляционные методы	Используются для измерения координат движущихся и неподвижных объектов, наблюдаемых на однородном и неоднородном фоне, при малых отношениях сигнал–шум. Являются помехоустойчивыми, но обладают высокой вычислительной сложностью, неустойчивостью к геометрическим изменениям изображений объектов, требуют большого объема априорной информации об объекте наблюдения
	Методы статистической сегментации	Предназначены для выделения движущихся и неподвижных объектов, наблюдаемых на относительно однородном фоне. Основаны на априорной информации о статистических свойствах объекта и фона. Вычислительная сложность методов невысока, имеется относительная устойчивость к геометрическим изменениям объектов, однако низка эффективность при наблюдении объектов на неоднородном фоне
	Методы пространственной фильтрации	Эффективны при нахождении движущихся и неподвижных объектов на однородном фоне при малых отношениях сигнал–шум. Невысокие требования к объему априорной информации, но требуется различие в свойствах пространственной структуры объекта и фона. Вычислительная сложность меньше, чем у корреляционных методов, но больше, чем у статистических.
	Методы пространственно-временной фильтрации	Ориентированы на нахождение движущихся объектов, наблюдаемых на однородном и неоднородном фоне. Успешно функционируют при наличии сложной и неоднородной наблюдаемой сцены, однако чувствительны к геометрическим искажениям наблюдаемой последовательности кадров
Параметрический	Сопоставительные методы	Определяют движение на фоне любой сложности. Усовершенствованные сопоставительные методы являются быстродействующими, однако демонстрируют приблизительные результаты. Не требуют априорной информации об объектах
	Методы отслеживания краевых точек	Эффективны при нахождении движущихся и неподвижных объектов на однородном фоне. Целесообразны для отслеживания плавных границ объектов на изображении. Не устойчивы к помехам на изображении, сильно зависят от освещенности (теней, бликов). Не требуют априорной информации об объектах
	Методы слежения за точечными особенностями	Предназначены для выделения движущихся и неподвижных объектов, наблюдаемых на сложном фоне. Характеризуются большей вычислительной сложностью по сравнению с методами отслеживания краевых точек, но обладают большей помехоустойчивостью. Не требуют априорной информации об объектах
	Анализ движения с использованием графов	Используются для нахождения движущихся и неподвижных объектов, наблюдаемых на сложном фоне. Обладают высокой помехоустойчивостью, однако характеризуются большой вычислительной сложностью. Не требуют априорной информации об объектах

приписать номер объекта, к которому он относится, на основании оценки суммарной ошибки компенсации. Процесс сегментации может происходить независимо от процесса поиска параметров движения или определяться в рамках единого процесса, повторяющегося итеративно. В первом случае основанием для сегментации обычно служит информация о яркости, во втором случае сегментация производится с учетом найденных параметров движения, которые затем уточняются. Иногда сегментация кадра на объекты применяется после определения векторов смещения для отдельных блоков с целью коррекции найденного векторного поля. Данный подход является одним из наиболее перспективных, хотя в настоящее время он имеет достаточно высокую вычислительную сложность. Потенциально это наиболее точный и устойчивый к шуму метод (при правильно выполненной сегментации).

Методы определения краев базируются в основном на градиентных методах. Однако оценки частных производных в местах резкого изменения границ, полученные этим методом, как правило, оказываются неверными. Для учета локальных статистических описаний изображения разработаны специальные краевые детекторы.

Изображения условно можно разделить на четыре типа: гладкое изображение (значение яркости пикселей практически одинаково); ступенчатое изображение (резкие изменения яркости вдоль некоторого направления); анизотропная текстура; изотропная текстура. Поведение градиента для указанных типов различно. Так, в окрестностях гладкого типа модуль вектора градиента имеет низкое значение, в ступенчатом изображении присутствует небольшое количество векторов с большим значением модуля, направленных в одну сторону; анизотропная текстура характеризуется множеством векторов градиента в двух направлениях; изотропная текстура имеет разнонаправленные векторы градиентов.

Хорошо описывает поведение градиента в пределах окрестности краевой точки матрица вида

$$H = \sum_W \{ (\nabla I)(\nabla I)^T \} \approx \sum_W \left\{ \begin{pmatrix} \frac{\partial G_s}{\partial x} ** I \\ \frac{\partial G_s}{\partial y} ** I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{\partial G_s}{\partial x} ** I \\ \frac{\partial G_s}{\partial y} ** I \end{pmatrix}^T \right\},$$

где I – яркость пикселя; $\partial G_s / \partial x$ – значение гауссиана по направлению x ; $\partial G_s / \partial y$ – значение гауссиана по направлению y ; W – окрестность краевой точки. В окрестности с гладкой структурой оба собственных значения этой матрицы малы, поскольку малы все элементы. В окне со ступенчатой структурой можно ожидать, что одно собственное значение, связанное с градиентами края, будет большим, а другое – малым. Анизотропная текстура дает аналогичные собственные значения, но собственное значение, связанное с градиентами края, будет еще больше. Наконец, для изотропной текстуры оба собственных значения будут большими.

Методы слежения за точечными особенностями, или особыми точками, являются расширением методов определения краев. Эти методы используют слежение за особыми точками, т. е. такими точками сцены, изобра-

жение которых можно отличить от изображений всех соседних с ними точек сцены, для определения траектории исследуемых объектов, вычисления структуры наблюдаемой динамической сцены, выделения отдельных движений и движущихся объектов. Если в сцене отслеживается большое количество особых точек, то может быть построена грубая трехмерная модель всей сцены. Для сравнения и описания точек используется не сама точка, а ее 8-связная окрестность. Точечная особенность изображения m – это такая точка изображения, окрестность $O_i(m)$ которой можно отличить от окрестности любой другой точки изображения $O(n)$ в некоторой другой окрестности особой точки $O_k(m)$. Отметим, что между особенностями сцены и особенностями изображения есть соответствие: точечной особенности сцены должна соответствовать точечная особенность изображения. Большинство детекторов точечных особенностей вычисляют некоторую функцию от окрестности точки и анализируют локальные максимумы. Существует целый набор функций, которые можно использовать для обнаружения точечных особенностей. Обычно для отслеживания точек сцены применяются функции, находящие в изображении структуры, похожие на угол. Детекторы, использующие такие функции, называются детекторами углов. Именно они чаще всего участвуют в решении задач отслеживания точечных особенностей. Постановка этой задачи приведена в [2].

Рассмотрим, как решается задача обнаружения движения в видеопоследовательностях в технических системах. Так, задача локализации лица по изображениям имеет множество приложений в таких областях, как биометрия, содержательный поиск изображений, компрессия видеоданных, организация видеоконференций, системы машинного зрения в робототехнике, интеллектуальные системы безопасности и контроля доступа и т. п. Лицо человека – это динамический объект, имеющий высокую степень изменчивости во внешнем виде, например по форме и цвету кожи, а такие факторы, как эмоциональное состояние человека, условия освещения и ракурс видеосъемки, делают проблему локализации лица сложной задачей машинного зрения.

Программная система локализации лиц состоит из двух основных модулей: модуля нахождения регионов, содержащих изображения лиц, и модуля определения антропометрических точек лица (нахождения положений глаз, губ, выделения границ лица). Модуль нахождения регионов выполняет следующие функции: определение движения (анализ разности между кадрами видеоизображения с определением произошедших изменений); выделение региона движения, в котором будет производиться поиск лиц; изменение цветового пространства (переход от пространства RGB к пространству YCrCb, в котором будет проводиться цветовая сегментация кожи); сегментация кожи (выделение регионов кожи с использованием модели распределения цвета кожи в пространстве YCrCb); анализ полученных регионов (сокращение числа регионов-кандидатов, возможно содержащих лица); постобработка (устранение шумов, сглаживание изображения, выделение границ). При построении систем локализации лиц в реальном режиме времени первым шагом

работы алгоритма обычно является определение движения в кадре, что позволяет уменьшить регион поиска лиц.

Известен ряд метрических пространств для определения разности между кадрами. Так, значением метрики Delta является усредненная разность значений цветовых компонент в соответствующих точках сравниваемых изображений:

$$\Delta = \sum_{i=1, j=1}^{n, n} \frac{(X_{i,j} - Y_{i,j})}{n^2},$$

где $X_{i,j}$, $Y_{i,j}$ – яркости пикселей в сравниваемых кадрах.

Значением метрики MSE является квадратичная усредненная разность значений цветовых компонент в соответствующих точках сравниваемых изображений:

$$\text{MSE} = \sum_{i=1, j=1}^{n, n} \frac{(X_{i,j} - Y_{i,j})^2}{n^2},$$

Наиболее целесообразным, как показали эксперименты, является использование метрики MSAD, которая представляет собой усредненную абсолютную разность яркостей пикселей в двух сравниваемых кадрах:

$$\text{MSAD}(x, y) = \sum_{i=1, j=1}^{n, n} \frac{|X_{i,j} - Y_{i,j}|}{n^2}.$$

Полученное значение сравнивается с некоторым пороговым значением, устанавливаемым экспериментально в зависимости от условий съемки, после чего оценивается, произошло ли в кадре движение.

Одним из наиболее активных направлений анализа видеопоследовательностей является применение методов теории графов. Общая идея этих методов заключается в представлении изображения в виде взвешенного графа. Граф сцены строится из набора областей, полученных в процессе сегментации, при этом узлы ассоциируются с областями, а ребра хранят информацию о расстоянии между ними, вычисленном по некоторой метрике.

Существует несколько критериев оценки похожести точек, например по координатам пикселей, яркости, цвету, текстуре. Обычно для определения принадлежности точки к области используется евклидово расстояние, оценивающее удаленность точек друг от друга или разницу их яркостей. Каждый узел графа несет в себе пространственную информацию, а ребра отражают временную информацию.

Отслеживание перемещений каждого объекта выполняется методом поиска минимального пути по графу. Помимо этого, ребра графа имеют веса, учитывающие информацию о скорости движения, типе движения, цветности областей и т. д.

Начальным этапом построения графа сцены является сегментация изображения кадра методом вычитания фона или кластеризацией пикселей по яркости.

Простой метод вычитания фона основан на поиске различий между наборами изображений и опорного (начального) кадра. Он применяется для анализа простых сцен с небольшим количеством объектов и незначительными изменениями освещения.

В более сложных случаях, например при внезапных изменениях освещения фона, необходимо применять более сложные методы, анализирующие последовательность кадров. Такими методами являются методы выделения точечных особенностей при помощи угловых де-

текторов и объединение схожих особенностей в области по выбранной метрике.

Граф динамической сцены строится во временном пространстве. Вначале области группируются по принципу поиска нового ненаправленного определенного графа в кадрах t и $(t + 1)$. Для каждого нового поиска на графе определяется новая группа в некоторой области изображения. Каждый посещенный узел принимает определенный номер группы. Узел содержит информацию о площади области и количестве объектов в ней. При анализе последовательных кадров строится граф, который отображает процессы разделения и слияния областей, содержащих изменяемое количество объектов.

Использование метода построения графа для анализа кадров видеопоследовательности позволяет отслеживать движение объектов и при обратном воспроизведении видеопоследовательности.

Иногда возникает задача реконструкции старых киноплёнок или удаления из видеопоследовательностей некоторых объектов.

При реконструкции компактных геометрических структур можно отметить два принципиально разных способа – реконструкцию областей при условии неподвижного изображения фона и восстановление областей при наличии подвижного фона. Первый способ является более исследованным и включает методы наращивания пикселей на основе статистического анализа близлежащей окрестности, сегментации кадра на однородные в статистическом смысле регионы и заполнения отсутствующих пикселей текстурой региона, а также заполнение выявленного потерянного пространства информацией из последующего кадра. В рамках второго способа представляет интерес метод разделения движущихся объектов на множество слоев, который позволяет удалять неподвижные объекты перенесенного плана [3].

Однако самым надежным, хотя и ресурсоемким способом является сегментация и отслеживание движения объектов в видеопоследовательности, например по угловым точкам. При попадании движущихся объектов под область повреждения она заполняется информацией об объекте, в противном случае считается принадлежащей фону. Вначале находится множество признаков фона и объекта (например, по методу выделения угловых точек). После накопления достаточного количества признаков отслеживается их движение от кадра к кадру. Для этого используется скользящее окно размером 7×7 элементов для определения соответствующего фрагмента изображения объекта следующего кадра и дополнительное окно 3×3 элемента для уточнения угловой точки следующего кадра. При этом накапливается только достоверная информация. Поскольку изменения, происходившие в каждом кадре, известны, то можно заполнить область повреждения данными с некоторого кадра.

Таким образом, авторами представлена общая концепция информационной технологии в виде трех уровней обработки информации и принятия решений. Важным начальным звеном, общим для всего многообразия алгоритмов видеонаблюдения, является поиск движения

в текущем кадре на основе анализа предыдущих кадров видеопоследовательности. Предложена классификация таких методов в виде двух основных подходов – статистического и параметрического. Проведен сравнительный анализ методов, используемых в рамках обоих подходов. Кратко изложены способы поиска движения при локализации лиц людей в видеопоследовательностях, в задачах видеонаблюдения объектов, а также при реконструкции отдельных сцен видеопоследовательности.

Библиографический список

1. Welch, G. An Introduction to the Kalman Filter / G. Welch, G. Bishop // UNC-Chapel Hill. TR 95-041. 2006. 24 July. P. 1–16.
2. Фаворская, М. Н. Алгоритмы реализации оценки движения в системах видеонаблюдения / М. Н. Фаворская, А. С. Шилов // Системы управления и информационные технологии. Перспективные исследования : науч.-техн. журн. Воронеж, 2008. № 3.3 (33). С. 408–412.
3. Zhang, Y. Moving Layer Based Object Removal in Video / Y. Zhang, J. Xiao, M. Shah // IEEE Workshop on Application on Computer Vision. Breckenridge, Colorado. 2005. P. 437–442.

M. N. Favorskaya, A. I. Pakhirka, A. S. Shilov, M. V. Damov

THE RENDERING METHODS IN VIDEO SEQUENCES

The general conception of video surveillance technology is presented. The classification of rendering methods in video sequences is developed. The rendering algorithms of face localization in video sequences, in video surveillance tasks, also during reconstruction of separate scenes in video sequences are analyzed.

Keywords: rendering methods, video sequence, statistical functions.

УДК 519.216

М. Ю. Царев, Р. Ю. Царев, С. Ф. Шевчук

МОДИФИКАЦИЯ GERT-СЕТИ ДЛЯ АНАЛИЗА ВРЕМЕННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК СЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ

Представлена математическая модель стохастической GERT-сети, в которой условие необходимости для задания значений вероятностей выполнения переходов заменено условием вычислимости этих вероятностей после активации начального узла дуги. Реализована возможность введения дополнительных параметров узлов. Также рассмотрены ограничения, необходимые для того, чтобы сеть могла быть рассчитана на ЭВМ.

Ключевые слова: сетевой анализ, кластер, время реализации.

Стохастические GERT-сети [1] достаточно хорошо рекомендовали себя в задачах оценки времени выполнения операции при последовательной обработке данных. Например, их применяют при оценке времени переработки сырья в производстве полупроводников, в производстве электроники и ремонте автономного управления электроваза [2; 3]. GERT-сети также позволяют получить качественно новые результаты при оценке времени выполнения распараллеленной задачи на неспециализированном вычислительном кластере Condor [4; 5].

GERT-сети требуют выполнения условия марковости для вероятностей перехода по дугам (вероятность начала выполнения работы). Кроме того, эти сети не позволяют вводить дополнительные параметры для узлов (состояний) и дуг (работ), что, например, возможно для сетей Петри без условия марковости переходов [6; 7]. Эти требования существенно ограничивают применимость данного метода моделирования. В частности, при помощи стандартных GERT-сетей не может быть разрешена задача оценки вероятности выполнения образовательного процесса в инфор-

мационно-образовательном кластере с ограничением на максимальное время реализации процесса.

Результатом работы по устранению описанных выше ограничений GERT-сетей стала математическая модель модифицированной GERT-сети (далее – MGERT-сеть), а также разработка программного модуля, реализующего данную модель.

Обозначения и термины, используемые в данной статье, соответствуют нотации К. Ноймана [1].

Математическая модель MGERT-сети. Рассмотрим граф $G(N, A)$, где N – множество узлов сети G , A – множество дуг сети G . Все дуги множества A – ориентированные. Узлы сети пронумерованы.

Примем соглашение: будем считать, что между двумя узлами может быть не более одной дуги в каждом направлении. Тогда каждая дуга $a \in A$ может быть однозначно задана парой узлов с номерами i, j , где i – начальный узел; j – конечный узел. Обозначим дугу a как $\langle i, j \rangle$.

В нашей сети узлы – это состояния проекта, а дуги – это работы, изменяющие состояние (модель сети – дуга-работа).