



Многомерный анализ динамических сцен Прослеживание движущихся объектов в последовательностях изображений

Панайот Илиев ¹⁾, Пламен Цветков ²⁾, Георги Петров ³⁾

1) Директор "Программ" в Новом Болгарском Университете, Департамент Телекоммуникации,
21 Монтевидео, 1618 София, Болгария тел: (+359 2) 811 0609, e-mail: piliev@nbu.bg

2) Руководитель кафедры „Электрических измерений” в Техническом-ом университете София, 1000 Бул. Кл.
Охридски 8, 1000 София, Болгария тел: (+359 2) 965 2159, e-mail: tzvetkov@tu-sofia.bg

3) Секретарь в Новом Болгарском Университете, программа Телекоммуникации,
21 Монтевидео, 1618 София, Болгария тел: (+359 2) 811 0609, e-mail: gpetrov@nbu.bg

Резюме: Научные исследования, представленные в настоящей работе, являются результатом долголетних усилий авторов и представляют собой нетрадиционный подход анализа и свертки динамических визуальных сцен. Для решения сопутствующих проблем реализованы новые подходы для: обнаруживания движения, прослеживания движущихся объектов и свертки последовательностей изображений. Предлагаемый нами статистическая и функциональная модель основана на анализе трехмерных (3D) нормированных гистограмм последовательностей изображений и вычисленных на этой основе критериях. Свертка изображений достигается путем вычисления и анализа 3D энтропийных функций отдельных изображений и их последовательностей во времени.

Ключевые слова: анализ динамических сцен, 3D энтропия, прослеживания объектов

1. ВВЕДЕНИЕ

Обнаруживание и прослеживание движущихся объектов является фундаментальной проблемой анализа динамических визуальных сцен. Нахождение подходящего решения этой проблемы приведет к улучшению параметров и повышению интеллигентности автоматизированных систем видео наблюдения и охраны. Разработка подходящих объектных алгоритмов для прогрессивной свертки (с переменной скоростью) последовательностей изображений будет полезным для целого ряда коммерческих и специализированных приложений, таких как видео-кодексы, анализ произвольного вида визуального содержания, свертка подобных изображений в области медицины, биологии и др.

Необходимо подчеркнуть, что этот процесс достаточно сложен и поэтому существует множество различных решений: кадровое сравнение, секторное кадровое сравнение, спектральный анализ, статистический анализ с помощью 2D гистограмм. Существенно новым, что предложено и реализовано нами, является решение рассматриваемой проблемы с помощью многомерного анализа 3D нормированных гисто-

грамм и их энтропийных функций, найденных для отдельных изображений и их последовательностей во времени. Предложенный подход решает одновременно вопросы, связанные как с фильтрацией – гомогенизированием изображений и последующим более простым выделением объектов, так и с последующей сверткой отдельных изображений и их последовательностей.

2. Прослеживание движущихся объектов и свертка последовательностей изображений

2.А Прослеживание движущихся объектов

Предлагаемый подход связан с вероятностно-статистическими характеристиками последовательностей 3D гистограмм изображений и конкретно с анализом их 3D энтропийных функций. Именно в анализе 3D энтропийных функций последовательности изображений кроется тайна успешного решения задачи прослеживания движущихся объектов, причем до сих пор мы не встречали подобный способ решения этой задачи. Допускается, что энтропия в качестве информационной характеристики содержит все не-

обходимые данные для того, чтобы справиться с решением этой трудной задачи. Причем предполагается, что при разработке этой проблемы возникают ряд сопутствующих проблем, без решения которых предложенный подход обесмысливается. Речь идет о том, что осуществляя анализ 3D последовательностей энтропийных функций изображений, необходимо установить связь между последовательностью изображений, их 3D последовательностями гистограмм и вытекающими из них 3D последовательностями энтропийных функций. Проще говоря, необходимо осуществить прямую и обратную трансформацию, которая будет основой для осуществления прослеживания движущихся объектов и свертки последовательности изображения динамической сцены.

Основная идея предложенного метода прослеживания движущихся объектов основывается на комплексном объединении ряда процедур обработки изображений, с помощью чего создана новая модель прослеживания движущихся объектов и в то же самое время может быть осуществлена свертка последовательности изображений. Как было уже отмечено, при решении проблемы прослеживания движущихся объектов используется прямая и обратная трансформация, благодаря чему осуществляется прослеживание движущихся объектов и свертка последовательности изображений. Прямая трансформация преобразует последовательности изображений в 3D последовательности их гистограмм и соответствующих 3D энтропийных функций. Обратная трансформация происходит в направлении от 3D энтропийных функций к 3D последовательностям гистограмм и отсюда к последовательностям изображений. На рис. 2 а, б показаны прямая (а) и обратная (б) трансформация последовательности изображений.

Для реализации прямой и обратной трансформации последовательности изображений необходимо соблюдение ряда условий, которые создают необходимые предпосылки для ее осуществления. Одним из этих условий является выбор подходящей фильтрации, которая бы привела к гомогенизации областей яркости в изображениях. Целью гомогенизации областей яркости в изображениях является необходимость уменьшения количества незначительных по площади зон яркости, что приводит и к уменьшению числа векторов, которые определяются для каждой из них. В данном случае в целях фильтрации подходящим является выбор фильтра моды, так как эта фильтрация основывается на распределении вероятности уровней яркости и действительно приводит к гомогенизации зон яркости в изображениях.

Следующим этапом осуществления прямой трансформации является определение в последовательности фильтрованных изображений центров тяжести каждой области яркости.

Процедура определения центров тяжести – следующая:

Пусть данная последовательность изображений представлена как множество изображений

$$I = \{I_1, I_2, \dots, I_L\}, I = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

где каждое изображение представлено как матрица с $(m \times n)$ элементами, причем каждый элемент принимает один из g -тых уровней яркости $g = 0, 1, 2, \dots, k$.

Данной последовательности изображений соответствует множество фильтрованных изображений

$$F = \{F_1, F_2, \dots, F_L\}, I = 1, 2, \dots, L \quad (2)$$

Каждое фильтрованное изображение F_I представлено как матрица с $(m \times n)$ элементами, а каждый элемент принимает один из g -тых уровней яркости $g = 0, 1, 2, \dots, k$. Кроме того каждое фильтрованное изображение F_I может быть рассмотрено как множество, содержащее W_j областей яркости, где $j = 1, 2, \dots$ и т.д. Каждая область яркости будет определяться своей собственной яркостью g и центром тяжести W_j с координатами

$$(x_j, y_j), \text{ где } x \in [1, 2, \dots, m], \text{ а } y \in [1, 2, \dots, n] \quad (3)$$

Для определения центра тяжести и подготовки осуществления свертки последовательности изображений необходимо осуществить взаимодействие с системой обнаруживания движения, так как определение центра тяжести каждой области яркости и свертка последовательности изображений имеет смысл осуществлять только в том случае, когда в наблюдаемой сцене существует движущийся объект. Таким образом в случае, когда отсутствует движение, наблюдаемая сцена записывается в памяти компьютера однократно через определенный интервал, достаточный для достижения пороговых уровней соответствующих статистических критериев, используемых для обнаруживания движения. В этом интервале может быть осуществлена и дополнительная коррекция средней яркости и дисперсии, что предоставляет возможность более реалистического воспроизведения последовательности свертки.

Все остальные процедуры над последовательностью изображений осуществляются непрерывно, независимо от того существует или отсутствует движение в наблюдаемой сцене. Если тем временем в наблюдаемой сцене возникает движение, в памяти компьютера начинается непрерывная запись последовательности изображений и может стартовать процедура прослеживания движущихся объектов.

Для определения центра тяжести каждой области яркости, называемой объектом, необходимо определить границы областей яркости для каждого изображения последовательности изображений, в котором существует движение, путем сканирования с помощью оператора гомогенности (3x3 элемента). Если центральный элемент оператора попадает в границы между двумя или более областями яркости, его значение в положении, в котором он находится, изменяется на значение яркости 0. Для всех остальных положений оператора записываются значения яркости k . Таким образом создается последовательность контурных изображений, которая записывается в памяти компьютера, и послужит при определении центров тяжести и осуществлении обратной трансформации после свертки последовательности изображений.

В основу прослеживания движущихся объектов в наблюдаемой сцене заложено определение обобщенного вектора каждого движущегося объекта на базе центров тяжести областей яркости, принадлежащих движущимся объектам. Центр тяжести каждой области яркости в каждом изображении последовательности изображений, в котором существует движение, определяется путем локального сканирования каждой области яркости с помощью оператора 3 X 3 элементов. Перемещение оператора в каждое следующее положение осуществляется на основе критерия связности путем проверки значения центрального элемента с яркостью всех вертикальных, горизонтальных и диагональных соседних элементов в локальной области 3 X 3 в границах контура каждой области яркости при условии, что оператор не выходит из нее, до тех пор, пока не будут обожжены все элементы, принадлежащие этой области яркости. Для определения центра тяжести необходимо запомнить все (x_j, y_j) координаты положений центрального элемента оператора в процессе локального обхода данной области яркости. Процесс локального обхода преустанавливается тогда, когда очередная определенная координата после сравнения с уже записанными, повторяется. Теперь уже может быть, вычислен центр тяжести этой области яркости и может быть создан ее вектор. Этот вектор послужит нам маркером того, что процесс

локального сканирования этой области завершен и если существуют другие области яркости с тем же уровнем яркости в изображении, то они во всех случаях имеют различный центр тяжести. Если данная область яркости уже имеет определенный центр тяжести при повторном и каждом следующем начальном стартировании точкового оператора из положения $(x, y) = (0, 0)$, оператор продолжает свое движение до обнаружения новой соседней области яркости с различным значением яркости, причем для нее не определен ни вектор, ни центр тяжести.

Формат каждого вектора следующий:

$$V_j = [b_j, W_j(x_j, y_j), p_j]^t \quad (4)$$

где b_j – уровень яркости j -той области яркости, $W_j(x, y)$ – ее центр тяжести, а p_j – вероятность, с которой эта область присутствует в 2D и 3D гистограммах яркости изображения. Специфическим для 3D гистограмм является то, что p_j расположен по диагонали гистограммы. Это уточнение необходимо, потому что впоследствии при прямой трансформации все p_j , которые принадлежат неподвижным областям яркости с уровнем яркости b_j , будут устраняться из 2D и 3D гистограмм последовательности изображений. Кроме того все запомненные координаты (x_j, y_j) центра тяжести W_j при обратном преобразовании будут использованы для замены всех элементов области яркости b_j уровнем яркости – белый. Смыслом этой замены является то, чтобы в наблюдаемой сцене, в которой существуют движущиеся объекты, остались только те области яркости, которые принадлежат движущимся объектам рис.1, так чтобы в дальнейшем области яркости движущихся объектов накладывались на записанный кадр неподвижной сцены с целью устранения проблемы открытия и закрытия областей яркости при передвижении объектов в наблюдаемой сцене.

Центр тяжести определяется, принимая во внимание целую численную часть, из следующего выражения:

$$W(x_j, y_j) = \left[1/N_j \cdot \sum_{x \in [1, \dots, m]} (x_j), 1/N \cdot \sum_{y \in [1, \dots, m]} (y_j) \right] \quad (5)$$

где N_j – общее число координат, принадлежащих элементам j -той области яркости в изображении. Вероятность, с которой область яркости b_j присутствует в 2D и 3D гистограммах изображения, $p_j = N_j / (m \times n)$. После определения всех векторов каждого изображения в последовательности

фильтрованных изображений они записываются в памяти компьютера. Путем сравнения векторов каждого из двух соседних изображений, векторы разделяются на два класса: такие, в которых нет изменения значения центра тяжести или, если все таки существует незначительное изменение, то оно меньше фактора ϵ , который определяет минимальное расстояние между центрами тяжести областей яркости между двумя соседними изображениями и другой класс, такой, для которого имеется зарегистрированное наличие движения и в силу условия, дефинированные ниже. Процедура прослеживания движущихся объектов, в том числе и для определения обобщенных векторов каждого движущегося объекта в наблюдаемой сцене, начинается после того, как система обнаруживания сигнала подает сигнал о том, что в наблюдаемой сцене существует движение. Едва только после этого может начаться процесс обратного преобразования, целью которого является обнаруживание и прослеживание только движущихся объектов. Обобщенный вектор V^* получается путем суммирования координат всех векторов, определенных центрами тяжести и деления на число векторов, для которых после сравнения центров тяжести областей яркости соседних изображений, расстояние между ними окажется больше $(\epsilon + \Delta)$ и меньше $(\epsilon + k\Delta)$. Формат вектора V^* следующий:

$$V_j^* = [b_j^*, W_j^*(x_j^*, y_j^*), p_j^*] \quad (5)$$

где b_j^* представляет собой множество всех областей яркости, принадлежащих каждому одному из движущихся объектов, для которого выполнено условие $(\epsilon + k\Delta) > W_j^*(x_j^*, y_j^*) > (\epsilon +$

$\Delta)$, а k и Δ , на этом этапе, определяется экспериментально в зависимости от ожидаемой скорости, с которой предполагается будет происходить движение объектов в наблюдаемой сцене. Эти величины можно определить и автоматическим способом, но для этой цели необходимо исследовать серию последовательностей изображений, что будет объектом следующих исследований и разработок.

2.5 Определение 3D энтропийных функций

Определение порога квантования с помощью анализа гистограммы изображения играет важную роль для качества последующих обработки и анализа изображений. Однако, определение порога квантования значительно затрудняется в случаях, когда форма гистограммы изображения одномодальная или многомодальная. Таким образом, в принципе создание алгоритма для определения оптимального порога квантования, который не зависит от формы гистограммы изображения, является очень важной задачей. Решение этой проблемы достигается с помощью анализа 3D энтропийной функции 3D гистограмм изображений. Процедура определения оптимального порога квантования - следующая:

- анализ 3D гистограмм каждого изображения по столбцам и строкам, причем условно осуществляется разделение на две части А и В, а rr представляет собой текущее значение границы между ними,
- определение полной вероятности для А и В

$$P_{rr} = \sum_{s \in [00, \dots, rr]} p_s, 1 - P_{rr} = \sum_{q \in [(r+1)(r+1), \dots, kk]} p_q \quad (6)$$



Рис. 1. Экспериментальные результаты

- определение энтропии для А, В и для целой гистограммы

$$H_{rr} = - \sum_{s \in [00, \dots, rr]} p_s \ln p_s, H_{r+1, r+1} = - \sum_{q \in [(r+1)(r+1), \dots, kk]} p_q \ln p_q \quad (7)$$

$$H_{kk} = - \sum_{u \in [00, \dots, kk]} p_u \ln p_u$$

- условное разбиение распределения вероятности на две части А и В с участием P_{rr} и $1 - P_{rr}$, соответственно

$$P(A) : \frac{P_{00}}{P_{rr}}, \frac{P_{01}}{P_{rr}}, \dots, \frac{P_{rr}}{P_{rr}} \quad (8)$$

$$P(B) : \frac{P_{r+1,r+1}}{1-P_{rr}}, \frac{P_{r+2,r+2}}{1-P_{rr}}, \dots, \frac{P_{r+k,r+k}}{1-P_{rr}} \quad (9)$$

- энтропии для частей А и В 3D гистограмм последовательности изображений, после осуществления арифметических и логарифмических операций, - следующие:

$$H(A) = - \sum_{s \in [00, \dots, rr]} \frac{P_s}{P_{rr}} \ln \frac{P_s}{P_{rr}} = \ln P_{rr} + \frac{H_{rr}}{P_{rr}} \quad (10)$$

$$H(B) = - \sum_{q \in [(r+1), \dots, kk]} \frac{P_q}{1-P_{rr}} \ln \frac{P_q}{1-P_{rr}} = \ln(1-P_{rr}) + \frac{H_{kk} - H_{rr}}{1-P_{rr}} \quad (11)$$

Суммарное выражение для частей А и В определяет функцию f_{rr}

$$f_{rr} = H(A) + H(B) = \ln P_{rr} (1 - P_{rr}) + \frac{H_{rr}}{P_{rr}} + \frac{H_{kk} - H_{rr}}{1 - P_{rr}} \quad (12)$$

Максимум функции f_{rr} является значением оптимального порога квантования.

Экспериментальные результаты показывают, что оптимальный порог чувствительности в действительности не зависит от формы гистограмм. Этот подход для определения оптимального порога квантования обеспечивает минимальную затрату информации при квантовании изображений на двух или более уровнях, когда по преценке могут использоваться так называемые маски для выделения движущихся объектов.

2.В Финализация процесса отслеживания движущихся объектов и свертки последовательности изображений

Как было уже отмечено, прямое преобразование – это преобразование последовательностей изображений в 3D последовательности их гистограмм и их 3D энтропийных функций. Путем об-

ратного преобразования действительно осуществляется сам процесс отслеживания движущихся объектов и свертки последовательностей изображений. Смысл обратного преобразования состоит в восстановлении каждого изображения, в котором существует наличие движения. В результате прямого преобразования все данные, необходимые для восстановления изображения посредством обратного преобразования, налице. Существуют два основных источника для осуществления обратного преобразования: это запомненные центры тяжести, для которых существует индикация, что они принадлежат движущемуся объекту, а также принадлежащие им уровни яркости. Восстановление изображений последовательности изображений, где существует зарегистрированное движение, может быть осуществлено и на основе уровня 3D гистограмм последовательности изображений без использования 3D энтропийных функций, так как в последнем случае возникнет ряд новых проблем, которые требуют дополнительных теоретических и экспериментальных исследований. На этом этапе вполне достаточно и возможно восстановление изображения движущихся объектов осуществлять путем использования определенных параметров динамической сцены при прямом преобразовании до уровня 3D гистограмм. Определенные центры тяжести $W_j(x_j, y_j)$, для которых существует индикация, что они являются центрами тяжести движущихся областей яркости движущихся объектов, вместе с их предикатом b_j и запомненными контурными изображениями последовательности изображений, где зарегистрировано наличие движения, достаточны для осуществления обратного преобразования и восстановления только изображений движущихся объектов, которые накладываются на предварительно записанную неподвижную сцену. Восстановление областей яркости движущихся объектов осуществляется посредством процесса делитации. Необходимо напомнить, что в процессе прямого преобразования все области яркости, где не зарегистрировано движение, заменяются белым уровнем яркости. Таким образом, финализация процесса отслеживания объектов может считаться завершенной. По той же логике и процесс свертки последовательности изображений, где существует наличие движения, может считаться законченным. По каналу связи передаются неподвижная сцена, последовательность контурных изображений, для которых существует индикация наличия движения, и векторы V_j . Те же параметры динамической сцены записываются и в базу данных системы для обнаруживания и отслеживания движущихся объектов.

3. ВЫВОДЫ

В заключении необходимо отметить, что действительно проблема обнаруживания и прослеживания движущихся объектов в наблюдаемой сцене с помощью средств видео камер является трудной задачей. Если необходимо вкратце обобщить достигнутые результаты проведенных нами научных исследований, можно сказать, что на данном этапе мы претендуем, что создана завершенная система для обнаруживания наличия движения и прослеживания движущихся объектов. Основанная на анализе и обработке изображений посредством 3D энтропийных функций, она позволяет хорошую минимизация информационного содержания отдельных изображений, группирование объектов для дальнейшей контурной свертки с заполнением. К настоящему моменту программное обеспечение позволяет обработку и свертку полутоновых изображений.

4. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] T. Huang, Image Sequence Analysis, Springer, Berlin, 1981.
- [2] T. Huang, Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis, NATO ASI Series, Springer, Berlin, 1983.
- [3] P. Iliev and L. Tsekov, "Motion Detection Using Image Histogram Sequence Analysis, Signal Processing, vol. 30, Elsevier Science Publisher B. V., 1993, pp 373-384.
- [4] P. Iliev, Tzvetkov P., Petrov G., Proceedings of the Third IEEE Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS'2005, Sofia, Bulgaria, September 5-7, 2005, pp.596-601.
- [5] Alexander Strehl, J.K. Aggarwal, "Motion-based object detection and pose estimation method for airborne FLIR sequences", 2000.



ботка изображения и данных

Панайот Йорданов Илиев: образование – высшее - радиотехника (1972г.). Научная степень – доктор (1980г.) и научное звание – доцент (1989г.); Место работы- НБУ, Департамент "Телекоммуникаций". Область научных интересов: телекоммуникационные цифровые системы, обра-



Пламен Маринов Цветков: образование – высшее – электроизмерительная техника (1985г.). Научная степень – доктор (1998г.) и научное звание – доцент (2000г.); Место работа - ТУ-София, Факультет: Автоматика, Кафедра "Электроизмерительная техника". Область научных интересов: интеллектуальные средства для измерения, моделирования и стимулирования, обработка сигналов и данных исходящих при данных измерениях.



Георги Костадинов Петров: образование – высшее – магистр по специальности менеджмент телекоммуникаций, бакалавр – системный инженер телекоммуникаций, профессиональный программист и разработчик медицинской измерительной техники американских фирм. Область научных интересов: медицинские измерения, DSP.

Multi dimensional dynamic scene analysis. Multidimensional image object segmentation and target tracking

Panayot Iliev ¹⁾, Plamen Tzvetkov ²⁾, George Petrov ³⁾

¹⁾ New Bulgarian University, Department of Telecommunications, 21 Montevideo Str,
1618 Sofia, Bulgaria. Tel: (++359 2) 811 0609, e-mail: piliev@nbu.bg

²⁾ Technical University of Sofia, Department of Electrical Measurement, 1000 Sofia,
Bulgaria. Tel: (++359 2) 965 2159, Fax: (++359 2) 965 2447, e-mail: tzvetcov@tu-sofia.bg

³⁾ New Bulgarian University, Department of Telecommunications, 21 Montevideo
Str, 1618 Sofia, Bulgaria. Tel: (++359 2) 811 0609, e-mail: gpetrov@nbu.bg

Abstract: *This paper presents an unconventional approach for object tracking using image statistical criteria and 3D image entropy sequence analysis. The experimental results prove that the relationship between statistical characteristics of the 3D image entropy sequences and process of motion estimation is a guarantee for creating reliable and high precision target detection and tracking system. Using 2D and 3D multistage entropy functions analysis provide us a better way to reduce sequence channels for tracking moving and non moving objects. Vector based approach is used for object searching and detection inside image sequences. This way we provide necessary information for object based image sequences compression format that is much more efficient than standard MGEV video stream. Object based compression format is much more acceptable for high demanding security and military systems.*

Keywords: *object tracking, video compression.*

I. Introduction

Motion detection and object tracking is a very difficult problem especially if we deal with many video cameras for different security applications. For humans it is impossible to track moving objects coming from hundreds separated video streams. A new approaches need to be incorporated for future military and government security systems. Our study is trying to find a solution for such problems. We incorporate different statistical analysis procedures in to a complex video analysis model. We use multidimensional image sequences processing for this purpose. The new in our model is that separated visual scenes are processed using 3D and 4D histograms at one time. This means that all procedures concerning one particular video scene are incorporated in to processing model that treats all images inside a visual scene as one non interruptible data stream. This new approach is mathematically intensive but if it is implemented in to FPGA system will be ready to use it for many embedded real time security applications.

II. OBJECT TRACKING

Our motion tracking software implemented system relays on highly reliable motion detection model that is based on image sequences statistical criteria analysis. We use 3D image histograms and 3 statistical criteria for reliable motion detection.

These are: Kolmogorov, Complex and Pirson criteria plus image sequences mean and standard deviation. We have tested this multi criteria motion detection and it shows that is reliable for real time applications. The purpose to improve this model is because it use standard MPEG compression format. When statistical model detects motion it records several video frames in to separate video files and recording process stops when motion is no more detected. This is not very good approach because slow changes may occur when system do not detect motion. Furthermore using only motion detection system without reliable object tracking algorithms can cause many false alarms because of light flashing etc.

Many applications like security and military need to track enemy targets. This can be done if only a relievable object tacking and recognition system is used. In many cases such as commercially based home surveillance systems police may need to search inside video records for a concrete event. This is standard done if we search and review all recorded alarm events. But this is a tremendous work. In many cases we need to detect only concrete moving objects, cars, planes, humans or animals. Thus means that watching all recorded videos as a time consuming job. So a new model for security video recording needs to be created. Vector based video coding is much more convenient for such applications than standard high quality MPEG

format. Furthermore vector compression format will provide uses with fast search capabilities for object detection, recognition, target classification etc.

We incorporate 3D image entropy analysis for better image segmentation procedures that are never used before. Using 3D image histograms and reverse image reconstruction provide us with new procedures that can treat image homogeneity zones (pixel groups that have the same grey level) and pixel transition (object outlines) on one time. This process is much more complicated than standard 2D histogram equalization and entropy based image segmentation models. 3D approach better calculates different image areas and pixel gradients. Remember that 2D histograms treat images pixel by pixel. 3D image histograms treat images in general, that results in better object segmentation.



Fig.1 – Example results – object image segmentation using multistage 3D histogram entropy function.

After multistage grey level object segmentation we can introduce object detection algorithms. Different object layers inside video stream can be process separately using the same object detection algorithms. After this procedure is completed we can start object classification procedure based on multidimensional vector model: object size, object boundaries, centre of object and other statistical data. We can make object filtration that will reduce total number of small non representative objects that are not necessary for image reconstruction. Having a database with object motion vectors and still background images we can start to reconstruct image

sequence. The quality of reconstruction is not well suited for commercial video production – films and news. This vector based compression video format is specially build for remote video monitoring applications where we have stabile background backplane and moving targets – objects on it. Thus saving only background information and moving objects plus motion vectors we can reconstruct image sequences with data stream much smaller than standard MPEG, MJPEG IP cameras. Furthermore having such a system for access control is much easier because small artificial intelligence module for object detection can be embedded in to video camera. So only violator objects – targets will cause alarm. Another application is for video phone conversation, where only changes (when speaker is moving) will be transmuted over data stream channel. Such multidimensional vector compression format can be used for video analysis that is not in vector based format. But in this case it will take some time before all statistical criteria for entire video record are calculated before real processing starts.

III. Conclusion

In this article we propose a new multidimensional moving object tracking and video stream compression model. It is specially build for security applications and home and business video surveillance. Our model is software implemented and concrete investments need to be done before complete embedded system is created. Our new model is based on 3D and 4D image histograms and entropy function analysis. Software solution can be used for automatic video content analysis and vector compression.

References

- [1] J. Aggarwal, “Special issue on Motion and Time Varying Imagery”, Computer Vision Graph. Image Process., Vol. 21, Jan./Feb., 1983.
- [2] T. Huang, Image Sequence Analysis, Springer, Berlin, 1981.
- [3] T. Huang, Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis, NATO ASI Series, Springer, Berlin, 1983.
- [4] P. Iliev and L. Tsekov, “Motion detection using image histogram sequence analysis”, Signal Processing, Vol. 30, Elsevier Science Publishers B.V., 1993, pp. 373-384.