

МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ В СИСТЕМАХ ИНФОРМАЦИОННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ ПРИ ОРГАНИЗАЦИИ УМНОГО ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

Ю.Ю. Громов, П.И. Карасев, Ю.А. Губсков, В.О. Котюкова

В наше время видеонаблюдение является необходимой частью систем, которые повышают уровень обеспечения безопасности территории, имущества, персональных данных и в целом обеспечивает безопасность бизнеса. Распознавание образов на изображении с камер видеонаблюдения помогают автоматизировать данный процесс. Основная цель распознавания образов состоит в том, чтобы автоматически анализировать изображение с камер видеонаблюдения и извлекать из них необходимую информацию. Множество методов было разработано для большого количества систем, особенно для статического распознавания образов. Поскольку информация о многих процессах может быть не разобрана в течение продолжительного периода времени, для решения этой задачи может быть применен нечеткий подход. В этой работе будет реализован нечеткий подход к методам оптимизации в распознавании с изображения видеокамер. В нем будет показана нечеткая модель кластеризации данных и извлечения признаков, которая наилучшим образом подходит для процесса распознавания объектов на изображении, в условиях плохой освещенности или помех на изображении.

Ключевые слова: нечеткая кластеризация, видеонаблюдение, нечеткая логика

Введение

В наше время очень распространены технологии видеоконтроля. Системы видеонаблюдения используются во всех отраслях, будь это общественное место, частная организация или военный объект. Самыми востребованными в последнее время становятся автоматизированные системы видеонаблюдения с функциями автоматического распознавания объектов для обеспечения безопасности.

Системой видеонаблюдения является набор устройств для охраны, предназначенный для непрерывного визуального наблюдения за охраняемой территорией. Функции данных систем заключены не только в передаче изображения на экран, но и заострения внимания на важных элементах, например, распознавание лиц людей или номера машин.

Система видеонаблюдения - это немеханическое устройство обеспечения безопасности, которая предназначена для обеспечения безопасности и осуществляет контроль деятельности сотрудников организации в любом помещении, где есть элементы данной системы.

В отличие от обычной системы умное видеонаблюдение выполняет много функций, которые обеспечивают большую безопасность и требуют меньше персонала для мониторинга за периметром. Так, например, умное видеонаблюдение может посылать данные сотрудникам или собственникам системы при какой-либо ситуации в зоне просмотра. Конечно, как и в обычной системе видеонаблюдения, данные собираются, анализируются и поступают на сервер, где будут храниться определенное время. В умном видеонаблюдении есть функции оповещений в экстренных ситуациях. Все это, несомненно, повышает уровень безопасности объекта, а также направляет людей развивать технику в данной области [1, 2].

Целью установки системы умного видеонаблюдения является формирование мер, которые применяются в целях предупреждения возможных угроз, по защите территории, обеспечения безопасности граждан, имущества, персональных данных. Данные меры делают возможным наблюдать в режиме реального времени, а также в режиме дальнейшего просмотра. В целом, система обеспечивает поддержку

безопасности с помощью развитых технологий визуального мониторинга. Такая реализация может гарантировать как информационную, имущественную, так и персональную защиту на охраняемом объекте.

От современной системы видеонаблюдения требуется не только контролирование доступа на объект. С помощью новых развивающихся технологий системы видеонаблюдения могут распознавать и идентифицировать конкретные объекты. Приоритетным направлением умного видеонаблюдения является сегментация фона изображения, чтобы выделить четко определенный элемент, например, человека. Такое видеонаблюдение можно использовать в различных отраслях от простых систем безопасности в магазинах или других общественных местах до систем контроля управления доступом в различных организациях [3].

С развитием все новых методов анализа и обработки приводит к возникновению новых методов, подходов или алгоритмов, которые решают задачи сегментации изображения. При решении задач кластеризации самыми популярными являются алгоритмы, которые основываются на оптимальном разбиении множеств на кластеры. Таким образом, можно выделить алгоритм *S*-средних.

При использовании методов кластеризации в системах видеонаблюдения могут решаться некоторые проблемы, которые часто отслеживаются в современных системах. Например, такие методы дают возможность решить проблему границ, то есть более четко определять границы объектов на изображении. Данная проблема возникает из-за схожести или близости цветов пикселей на изображении, что не значит, что они принадлежат одному объекту. Также существует проблема текстур, когда объект не является одноцветным [4].

Во время выполнения задачи распознавания лиц можно выполнять сразу несколько задач, такие как наблюдение за охраняемой территорией, нахождение нарушителя в пределах охраняемой зоны или же наоборот поиск человека, который

находится в чистой зоне, то есть распознать человека, который находится в базе системы для прохода на территорию.

Другими словами, описывая задачи автоматизированной системы видеонаблюдения, можно сказать, что такое видеонаблюдение помогает обнаруживать объекты, которые пересекают определенную линию (границу), дает возможность определить количество людей в кадре или позволяет засечь различные события (например, пожар или ограбление).

Границей или контуром называют край, который находят с помощью процесса идентификации и определения местонахождения – это является одной из основных частей сегментации изображения. При определении границы существуют факторы, которые существенно затрудняют ее поиск, например, шум, изменения интенсивности или искажения. На выходе границ используется именно метод нечеткой логики.

С помощью нечеткой логики, которая обсуждается в данной работе можно определять эти границы. Этот метод является достаточно эффективным способом для выделения объектов на изображении.

Когда используют нечеткие алгоритмы, то можно эффективно с их помощью избавиться от шума. При нечеткой сегментации связывают и объединяют постоянное значение цвета. Это используют для того чтобы создать области объектов, которые представлены на изображении. С помощью нечеткой логики выполняется более четкое сегментирование и наилучшее время выполнения.

Метрика, то есть близость между компонентами, определяется нечеткой логикой. Она зависит топологического соотношения между компонентами, а также от цветового расстояния.

При рассмотрении проблемы плохого или нечеткого изображения полученного с камер необходимо задуматься, какими методами возможно улучшить визуальное качество изображения. Чаще всего негативными факторами выступают недостаточно расширение камер видеонаблюдения, плохое освещение или

наоборот засвеченные области, а также шумы [5].

Существуют методы, которые корректируют цвет и подавляют шум, но этого недостаточно при плохом освещении. Хорошим решением в данной ситуации может являться распознавание образов с помощью нечеткой кластеризации на изображении видеокамер.

Распознавание образов - это дисциплина, целью которой является классификация объектов на несколько классов или категорий, каждая из которых характеризуется определенным свойством. Общую классификацию методов распознавания образов можно разделить на два подхода: распознавание образов с учителем и без учителя. Метод обучения с учителем характеризуется тем свойством, что он использует данные с известной классификацией, в то время как методы распознавания образов без учителя служат для распознавания образов в наборах данных с неизвестной классификацией. В этой работе мы будем иметь дело с методами распознавания образов без учителя, уделяя особое внимание методам кластеризации. Кластеризация является одним из наиболее важных процессов в распознавании образов, поскольку она играет ключевую роль в поиске структур в данных. Учитывая, что реальные проблемы распознавания образов требуют обработки производных данных, будет показано, что в этом случае лучше всего подходит метод нечеткой кластеризации [6].

Нечеткую кластеризацию можно разделить на две основные группы, а именно нечеткую кластеризацию *C*-средних (FCM), основанную на нечетких разбиениях, и метод нечеткой иерархической кластеризации, основанный на нечетких отношениях эквивалентности. Также были предложены другие методы, основанные на двух вышеупомянутых методах.

Целью данной работы является применение модели кластеризации методом нечетких *C*-средних к процессу сегментации изображений с систем видеонаблюдения. Задача текстурной сегментации является одной из фундаментальных задач при распознавании образов и обработке

изображений. Учитывая изображение с несколькими областями текстуры, метод нечетких *C*-средних может быть использован для кластеризации векторов изображения в несколько классов, каждый из которых соответствует различным областям. На выходе получается сегментированное изображение, которое при необходимости может быть дополнительно обработано для удаления шума.

Сегментация изображения в системах видеонаблюдения это классификация определенного объекта, который относится к группам. В основном исследования проводятся в области сегментации с помощью кластеризации изображения. При разделении изображения на сегменты можно обрабатывать только необходимую нам часть изображения, а не всю картинку в целом.

С помощью сегментации изображения при распознавании образов в системе умного видеонаблюдения можно анализировать текстуру кожи. В такой ситуации система будет захватывать фактическую структуру кожи человека на изображении, тем самым такая система будет выделять необходимый фрагмент, лучше и четче распознавать лица людей.

Модель кластеризации методом нечетких *C*-средних.

Кластеризацией называют процедуру разбиения, то есть, разбиение элементов, в нашем случае пиксели на изображении, на группы на основе их схожести.

Процедуры кластеризации зависят от сходства пикселей или наоборот не схожести. Они выражаются в виде функций расстояний.

Основным инструментом для обработки изображений с помощью кластеризации стала модель нечетких *C*-средних.

Модель кластеризации методом нечетких *C*-средних была впервые введена Данном в 1974 году, а затем в 1973 году расширена и обобщена Бездеком [7]. Некоторые выводы этой модели, относящиеся к смешанной нечетко-возможной кластеризации, также существуют в литературе [8].

При нечеткой кластеризации точки изображения после разбиения могут принадлежать различным кластерам.

Алгоритм FCM представляет собой кластеризацию данных, которая опирается на

улучшение целевой функции. Все заключается в том, что после кластеризации результатом является степень принадлежности различных точек к центрам кластеров, сама же степень представлена числовым значением. Данный алгоритм является неконтролируемым, что означает, что он не требует вмешательства человека в его процесс [9].

Метод кластеризации с помощью нечетких *C*-средних состоит из итерационного метода кластеризации, результатом которого является оптимальное разбиение на '*c*' кластеров, полученное путем минимизации целевой функции J_{FCM} [4].

$$u_{ki} = \begin{cases} \left(\frac{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \right)^{\frac{2}{m-1}}, & \text{если } \|x_k - v_j\| > 0, \forall j, \\ 1, & \text{если } \|x_k - v_j\| = 0, \\ 0, & \text{если } \exists j \neq i, \|x_k - v_j\| = 0, \end{cases} \quad (2)$$

где

$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^p$$

- характеристические векторы данных,

$$v = \{v_1, v_2, \dots, v_c\} \subset R^p$$

- центры кластеров,

$$u = (u_{ki})_{n \times c}$$

- матрица нечеткого разбиения, содержащая значения принадлежности каждого характеристического вектора x_k в каждом кластере i ,

n - общее количество векторов данных в данном наборе данных,

c - количество кластеров,

m - параметр фаззификации - преобразование дискретного множества в нечёткое, $m > 1$.

Реализация сегментации изображений с использованием нечеткой кластеризации

При рассмотрении кластеризации необходимо учесть, что сегментация изображения является основной частью метода.

Для реализации описанной выше модели процесса сегментации изображений были использованы 256-уровневые серые изображения разного размера (256×256, 512×512 и 1024×1024). Данные изображения были представлены в виде вектора, содержащего все строки в изображении, соединенные друг с другом. Метод FCM был

Базовый метод FCM формулируется следующим образом:

Минимизировать:

$$J_{FCM}(u, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ki}^m \|x_k - v_i\|^2. \quad (1)$$

При условии, что:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^c u_{ki} &= 1, \quad \forall k = 1, 2, \dots, n, \\ u_{ki} &\geq 0, \quad \forall k = 1, 2, \dots, n \ \& \ i = 1, 2, \dots, n, \\ v_i &= \frac{\sum_{k=1}^n u_{ki}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ki}^m}, \quad \forall i = 1, \dots, c. \end{aligned}$$

реализован с использованием следующих шагов:

Входные данные - одномерные, вектор, содержащий уровни серого 0-255 в качестве значений, были нормализованы, чтобы представить принадлежность интенсивности пикселя либо к 0 (темный), либо к 1 (светлый).

Инициализация следующих параметров:

'*c*' - количество кластеров выбирается исполнителем теста на основании графика уровней серого пикселей;

'*m*' - параметр фаззификации, $m = 2$ во всех примерах.

Максимальное число итераций - 100.

Порог завершения, '*e*' - 0,0001.

Начальный вектор центров кластеров '*v*'.

Был использован следующий итерационный цикл:

До (Выполнить)

- Найти нормальное расстояние между каждой точкой вектора данных и всеми центральными точками кластера для количества точек: $n = 1, \dots, N$, количество кластеров $c = 1, \dots, C$.

- Вычислить матрицу функций принадлежности '*u*' с помощью уравнения (5).

- Из полученных функций принадлежности '*u*', найти новый центр '*v*'

While (пока)

- Порог завершения меньше указанного
- Цикл не достиг максимального количества итераций.

Выходными данными являются нечеткие центры кластеризации (в данном случае нормализованные значения уровня серого) и векторы функций принадлежности, соответствующие каждому центру кластеризации.

В данном алгоритме важнейшими точками для уменьшения количества кластеров является плотность расположения пикселей. С помощью метода объединяются кластеры с низкой плотностью пикселей с окрестностями. Выделить кластеры, которые не нужны для разделения на кластеры, можно по гистограмме при учетывании местоположения ключевых пикселей, а также информации о пространственном соседстве. В нечеткой кластеризации с учетом того, что каждая точка может входить в несколько кластеров, с помощью коэффициентов принадлежности эти значения могут варьироваться.

Метод FCM с определенным автоматическим количеством кластеров может повысить точность обнаружения.

Из-за того что подход, который мы описываем в данной работе, основан без введения дополнительных параметров он имеет возможность приспосабливаться.

Результаты

Эксперименты проводились на трех изображениях. В первом случае было протестировано четкое изображение, показанное на рис. 1. Его уровни серого цвета показаны на рис. 2, показывающем, что это изображение имеет 8 центров кластеров.

После выполнения метода на данном изображении были получены 8 векторов функций принадлежности, соответствующих 8 различным центрам кластеров (уровни серого), которые показаны на рис. 3.

Первый эксперимент показал, что нечеткая кластеризация С-средних может идеально кластеризовать изображение, уровни серого цвета которого хорошо отделены друг от друга.



Рис. 1. Изображение 1 с четкими серыми уровнями

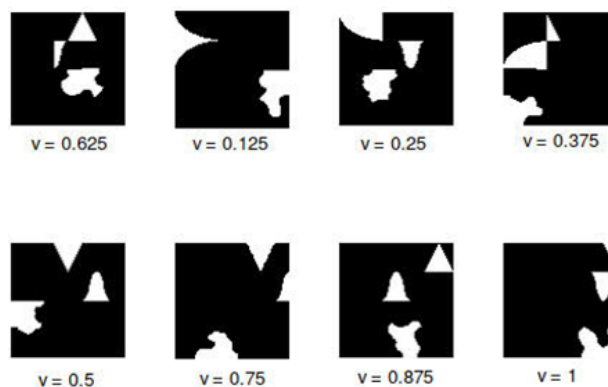


Рис. 2. Уровни серого цвета пикселей, соответствующих изображению 1

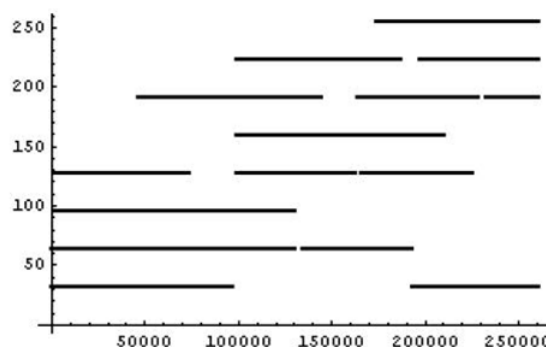


Рис. 3. Сегменты изображения 1 в соответствии с центрами кластеризации

Во втором случае было протестировано изображение 2, показанное на рис. 4, и его график значений пикселей, показанный на рис. 5. Сегментация была выполнена для двух центров кластеризации.

Результат (рис. 4) показывает довольно хорошую сегментацию, хорошо различающуюся между низкой и высокой интенсивностями.

Изображение 3 (рис. 6, 7), представляющее мозаику очень похожих

текстур с очень похожими уровнями серого, было протестировано с двумя центрами кластеризации. Результат показывает, что метод не смог правильно сегментировать данное изображение, особенно когда текстуры были очень похожи.

Центры кластеров, которые принадлежат различным точкам, возвращаются функцией кластеризации. Если необходима функция принадлежности, то необходимо на одну из осей спроецировать степени принадлежности точек. Для этого необходимо поместить нечеткие множества в центры кластеров.



Рис. 4. Изображение 2 - сегментация для $c=2$

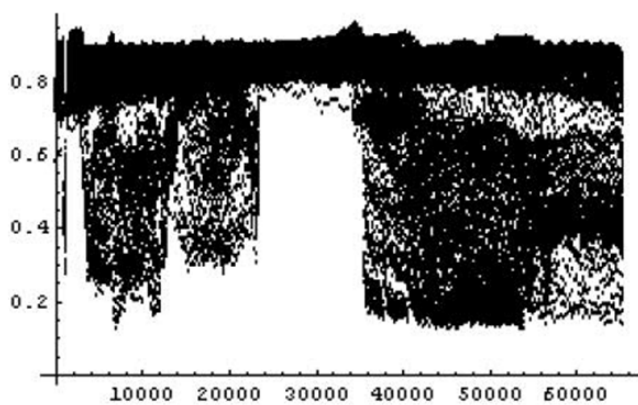
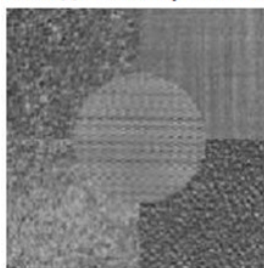


Рис. 5. Уровни серого цвета пикселей, соответствующие изображению 2

Исходное изображение



Сегментированное



Рис. 6. Изображение 3 - сегментация текстуры для $c=2$

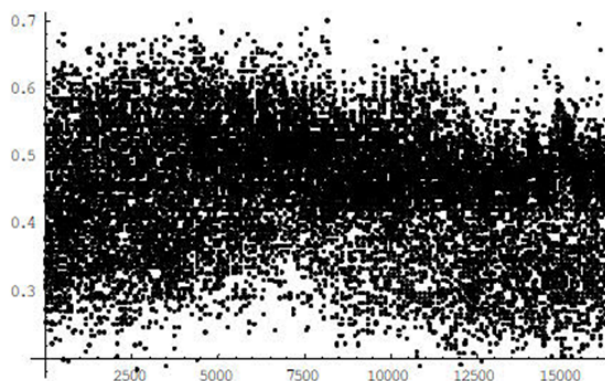


Рис. 7. Уровни серого цвета пикселей, соответствующие изображению 3

Новый подход инициализирует кластеры для метода, а также все улучшения производятся автоматически.

В данном методе реализуется алгоритм, который впоследствии поможет легче работать нейронным сетям в системах умного видеонаблюдения. Это может помочь в развитии данных технологий, а также по итогу выйти на более высокий уровень безопасности.

Центры кластеризации показаны в табл. 1 для всех изображений.

Таблица 1

Центры кластеров для трех изображений

Изображение	Кол-во кластеров	Центры кластеров
Рисунок 1		
Рисунок 2		
Рисунок 3	83,09	65,1

Выводы

На сегодняшний день нашу жизнь нельзя представить без систем видеонаблюдения и контроля доступа в общественных местах, офисах или даже дома. Такая система обеспечивает безопасность не только людям, но и их имуществу. Каждая система

выбирается индивидуально, но впоследствии все технологии придут к большей автоматизации и улучшению процесса наблюдения.

В данной работе показана реализация нечеткого метода к методам оптимизации в распознавании изображений с видеокамер. В этой работе при сегментации изображений была применена Модель кластеризации методом нечетких S -средних. Метод был протестирован на трех видах изображений, в том числе и с видеокамер. Было показано, что эта модель может очень хорошо работать на изображениях с высокой разницей в интенсивности серого уровня между фоном и передним планом, как это было показано в случае изображения людей. С другой стороны, модель не может правильно сегментировать изображение с очень низкой разницей в интенсивности уровней серого, как это показывает сегментация мозаичного изображения.

Данный метод следует применять к изображениям, где требуется сегментация фона изображения, например в системах умного видеонаблюдения. Кроме того, описанная модель и метод чувствительны к шуму, поскольку не охватывают пространственные характеристики изображения. Чтобы преодолеть эту проблему, следует применить некоторую фильтрацию. Будущая работа может быть основана на применении другой модели нечеткой кластеризации, которая представляет собой нечеткие отношения эквивалентности и улучшает отношение сигнал / шум изображения.

Так как данный метод чувствителен к шуму, необходимо перед применением метода необходимо удалить шум.

Таким образом, в нашей работе была описана система, которая автоматически кластеризует изображение. Преимуществами такого метода является повышение точности изображения и его анализа, что в результате способствует улучшению работы системы умного видеонаблюдения, что поможет

сильно повысить общественную безопасность.

Список литературы

1. Севастьянов А.В. Практика применения камер видеонаблюдения дорожной обстановки и систем видеонаблюдения патрульных автомобилей // *Дневник науки*. 2018. № 6(18) С. 30-38.
2. Авдюшина А.Е., Звягинцева А.В. Локализация объектов в распределенной системе видеонаблюдения // *Информация и безопасность*. 2010. Т.13 № 4 С. 583-586.
3. Карасев П.И., Лебедев А.А., Алексеев В.В., ЛыонгХак Д. Обзор современных систем распознавания образов // *Сборник материалов Международной научно-практической конференции «Техника и безопасность объектов уголовно-исполнительной системы»*. 2013. С. 151-153.
4. Петровский, А.Б. Методы групповой классификации многопризнаковых объектов (часть 1) / А.Б. Петровский // *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2009. № 3. С. 3-14.
5. Карасев П.И., Минина Е.Н. Процедура распознавания в информационной системе идентификации графических объектов // *Вестник воронежского института ФСИН России*. 2015. № 1. .37-40.
6. Waltz F.M. Gray-scale image processing algorithms using finite-state machine concept / F.M. WWaltz, J.W.V. Miller // *Journal of Electronic Imaging*. 2001. No 10(1). P. 297-307.
7. Micheloni C. Real-time image processing for active monitoring of wide areas / C. Micheloni, G.L. Foresti // *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2006. No 17 (3). P. 589-604.
8. Veelaert P. Adaptive and optimal difference operators in image processing / P. Veelaert, K. Teelen // *Pattern Recognition*. 2009. No 42 (10). P. 2317-2326.
9. Yin J. Hierarchical image segmentation algorithm in depth image processing / J. Yin, S. Kong // *Journal of Multimedia*. 2013. No 8 (5). P. 512-518.

Тамбовский государственный технический университет
Tambov State Technical University

МИРЭА – Российский технологический университет
MIREA – Russian Technological University

Поступила в редакцию 21.01.2022

Информация об авторах

Громов Юрий Юрьевич – д-р техн. наук, профессор, Тамбовский государственный технический университет, e-mail: gromvtambov@yandex.ru

Карасев Павел Игоревич – канд. техн. наук, МИРЭА - Российский технологический университет, e-mail: karasev@mirea.ru

Губсков Юрий Анатольевич – канд. техн. наук, Тамбовский государственный технический университет, e-mail: gromvtambov@yandex.ru

Котюкова Виктория Олеговна – студент, МИРЭА - Российский технологический университет, e-mail: irolvik@mail.ru

DATA PROCESSING METHODS IN INFORMATION SECURITY SYSTEMS IN ORGANIZING SMART VIDEO SURVEILLANCE

Y.Y. Gromov, P.I. Karasev, Y.A. Gubskov, V.O. Kotyukova

Today, video surveillance is a necessary part of systems that increase the level of security of the territory, property, personal data and, in general, ensures business security. Pattern recognition on the image from CCTV cameras helps to automate this process. The main goal of pattern recognition is to automatically analyze the image from CCTV cameras and extract the necessary information from them. Many methods have been developed for a large number of systems, especially for static pattern recognition. Since information about many processes may not be parsed for a long period of time, a fuzzy approach can be applied to solve this problem. In this work, a fuzzy approach to optimization methods in video camera image recognition will be implemented. It will show a fuzzy data clustering and feature extraction model that is best suited for the process of recognizing objects in an image, under conditions of poor lighting or noise in the image.

Keywords: fuzzy clustering, video surveillance, fuzzy logic.

Submitted 21.01.2022

Information about the authors

Yurii Y. Gromov – Dr. Sc. (Technical), Professor, Tambov State Technical University, e-mail: gromvtambov@yandex.ru

Pavel I. Karasev – Cand. Sc. (Technical), MIREA – Russian Technological University, e-mail: karasev@mirea.ru

Yurii A. Gubskov – Cand. Sc. (Technical), Tambov State Technical University, e-mail: gromvtambov@yandex.ru

Victoria O. Kotyukova – student, MIREA – Russian Technological University, e-mail: irolvik@mail.ru