

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ КОНТРОЛЕМ И ДОСТУПОМ

В.Л. Горбунов
И.В. Жданова
Тэт Наинг Вин

nbia@mail.ru
zhdanovaiv@gmail.com
mr.tnwin21@gmail.com

Национальный исследовательский университет «МИЭТ»,
г. Зеленоград, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Приведены анализ метода распознавания лица для контроля доступа к объектам повышенной безопасности и алгоритм LBP (Local Binary Pattern) решения задачи извлечения характеристик лица. Для моделирования рассмотренных подходов использован пакет прикладных программ MATLAB. Предложен подход к расчету порога распознавания с учетом стоимости ошибок разного рода. Приведены результаты работы алгоритма и предложенного метода

Ключевые слова

Распознавание лица, контроль доступа, алгоритм LBP, извлечение характеристик лица

Поступила в редакцию 11.05.2018
© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2018

Введение. Контроль и управление доступом — это один из подходов для обеспечения безопасности отдельно взятого объекта. Для повышения надежности систем управления доступом активно применяются методы биометрической аутентификации. Такие методы строятся на измерении и статистическом анализе уникальных физических и поведенческих характеристик человека. Технология биометрической аутентификации используется главным образом для идентификации лиц и дальнейшего предоставления доступа. Основная предпосылка биометрической аутентификации заключается в том, что каждый человек может быть точно идентифицирован по физиологическим характеристикам или поведенческим признакам. В задачах распознавания лиц с разным успехом используется широкий круг алгоритмов. Совместное применение таких алгоритмов в задачах распознавания образов дает ощутимый эффект в показателях систем. Важный показатель рассматриваемых систем — это объем вычислительных затрат при решении задачи распознавания видеоизображения заданной формы.

Одним из перспективных направлений в решении задач распознавания лиц и управления доступом являются вычислительные системы, использующие алгоритм LBP (Local Binary Pattern). Такие системы могут быть реализованы на автономных вычислительных структурах, не требуют больших вычислительных средств, позволяют достичь приемлемых результатов по надежности.

Алгоритм LBP — это оператор, используемый для описания пикселей изображения, применяемый в области компьютерного зрения.

В основу построения работы алгоритма LBP, Timo Ojala было заложено, что текстура изображения может быть однозначно описана с помощью локальной пространственной диаграммы и шкалой полутонов [1].

Основная идея локальных бинарных шаблонов состоит в суммировании локальной структуры изображения путем попарного сравнения соседних пикселей. Если значение интенсивности центрального пикселя больше или равно интенсивности сравниваемого с ним, тогда значение сравниваемого пикселя будет равно нулю, в противном случае — единице. Значение интенсивности вычисляют по формуле

$$N = \begin{cases} 0 & \text{if } g_N < g_c; \\ 1 & \text{if } g_N \geq g_c, \end{cases} \quad (1)$$

где N — двоичное значение, присваиваемое смежному пикселю, g_N обозначает уровень интенсивности смежного пикселя и g_c представляет собой уровень интенсивности центрального пикселя. Пример вычисления алгоритма LBP приведен на рис. 1.

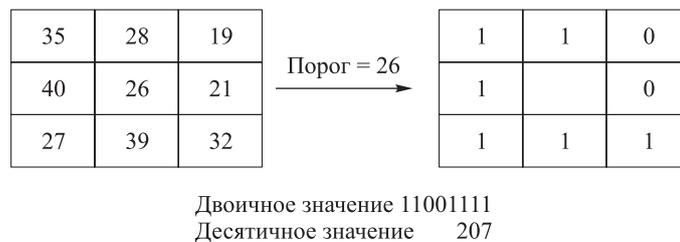


Рис. 1. Вычисление основного оператора LBP

На рис. 2 показаны исходное и преобразованное алгоритмом LBP изображения.



Рис. 2. Примеры выделенного и LBP-изображений

Из полученных значений собирается восьмиразрядный бинарный код, который описывает окрестность рассматриваемого пикселя. Всего может существовать 2^8 , т. е. 256 возможных комбинаций описания окрестности [2].

Круговая окрестность центрального пикселя может быть различной, т. е. сравнение осуществляется не только лишь со смежными пикселями. В некоторых случаях применяется метод, построенный на учете равномерных сочетаний пикселей LBP (Uniform Local Binary Pattern), его мера определяется числом переходов пикселей из одной яркости в другую. Шаблоны с двумя переходами относятся к классу равномерных, с большим числом переходов — к неравномерным [3].

Например, шаблоны 00000000 (0 переходов), 01110000 (2 перехода) и 11001111 (2 перехода) являются равномерными, тогда как шаблоны 11001001 (4 перехода) и 01010011 (6 переходов) — неравномерными. В равномерном отображении LBP существует отдельная выходная метка для каждого равномерного шаблона, а всем неравномерным шаблонам присваивается общая метка. Таким образом, число различных выходных меток n для отображения равномерных шаблонов для окрестности P точек:

$$n = P(P - 1) + 3, \quad (2)$$

где произведение $P(P - 1)$ — число возможных равномерных шаблонов для окрестности из P точек; слагаемое 3 определяет шаблоны с отсутствием точек и пробелов и все неравномерные шаблоны.

По уравнению (2) равномерное отображение дает 59 выходных векторов характеристики лица для окрестностей 8 точек и 243 вектора для окрестностей 16 точек выборки.

Решение задачи. После вычисления алгоритма LBP для каждого пикселя выполняется деление рассматриваемого изображения на несколько прямоугольных областей [4]. После чего для каждой области строится своя гистограмма, описывающая частоту пикселей различной интенсивности. Так, в зависимости от степени детализации и положения лица на изображении (угол поворота), происходит формирование вектора признака, в основу определения которого положены данные об относительной яркости пикселей в рассматриваемой области. Данная процедура называется извлечением характеристик.

Программа извлечения характеристик лица в системе MATLAB реализуется с помощью следующей функции:

$$img = extractLBPFeatures()$$

— извлечение характеристик лица и их преобразование в двоичный код.

Извлечение характеристик — это процесс преобразования входных данных в набор признаков и является важным этапом при распознавании личности [5]. Он приводит к уменьшению количества цифровой информации рассматриваемого изображения.

Для решения задачи распознавания личности возможно применение математической модели на основе алгоритма Байеса [6]. За основу байесовского подхода берется предположение о существовании вероятностной меры на пространстве образов, которая может быть оценена или известна. Для классифика-

ции образов необходимо разработать классификатор, который будет правильно определять наиболее вероятный образ для пробного изображения. При этом задача распознавания объекта состоит в определении «наиболее вероятного» образа из числа эталонных.

При решении задачи на первом этапе обнаружения захваченные с помощью камеры лица определялись методом Виолы — Джонса, после чего использовались для создания базы эталонных изображений. Далее формировались векторы характеристик лица для этих эталонов и вычислялись их математические ожидания, дисперсии и среднеквадратические отклонения. На основе полученных данных рассчитывалось пороговое значение сходства изображений. Каждое снимаемое в дальнейшем изображение сравнивалось с каждым эталонным изображением, в случае если значение коэффициента несовпадения меньше порогового, принималось решение, что рассматриваемый образ соответствует этому эталону. На рис. 3 показана блок-схема алгоритма работы системы распознавания лиц.

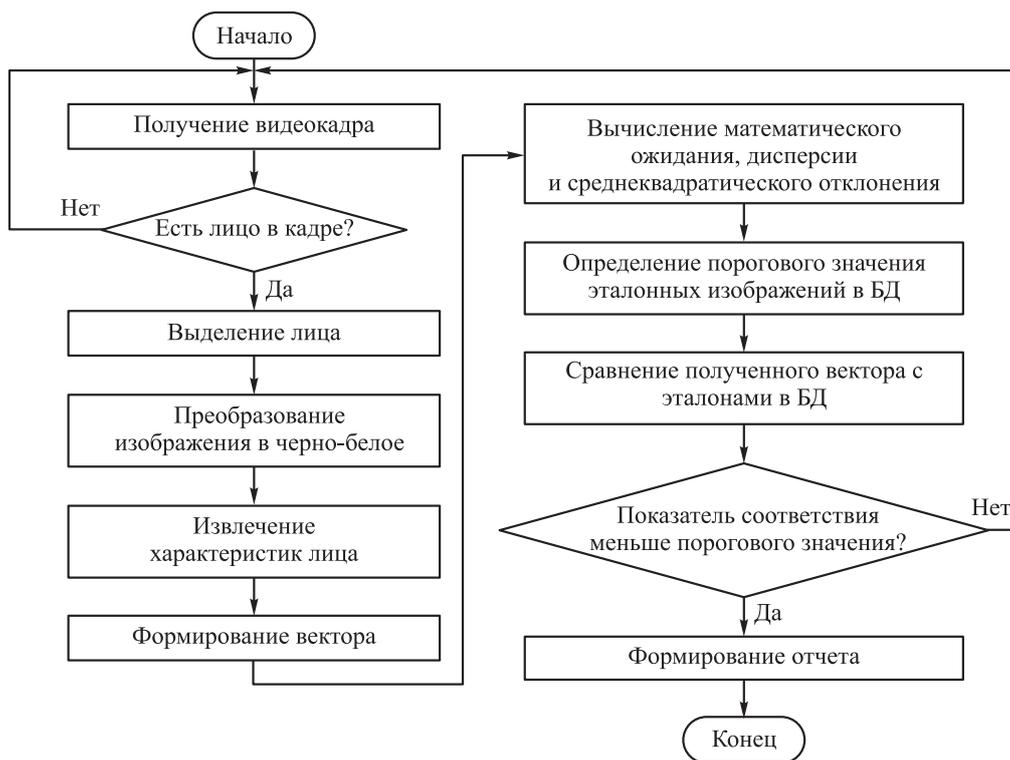


Рис. 3. Блок-схема алгоритма

Для оценки эффективности работы разных модификаций алгоритмов LBP перечисленные операции повторялись в вариантах использования параметров изображений: 10-векторного, 59-векторного и совместного использования этих методов.

Для цифровой оценки рассматриваемых алгоритмов определены параметры 10- и 59-векторных представлений исходных фотографий. Для сформированных векторов найдены математическое ожидание и дисперсия.

Приведен результат первого метода, было выбрано 10-векторное представление фотографий. Для сформированных векторов фотографий совпадающих лиц были определены параметры статистического распределения параметра отличия

$$L_{a,b} = \sum_{i=1}^n (l_a^i - l_b^i)^2, \quad (3)$$

где n — номер составляющей вектора (от 0 до 10 или от 0 до 59); a, b — номера изображений в базе данных исходных фотографий; l_a — составляющая вектора изображения в коде LBP.

Для совпадающих лиц на фотографиях эти параметры отличия характеризуются математическим ожиданием $P_1 = 0,00135$ и среднеквадратическим отклонением $СКО_1 = 0,00149$. Для больших выборок допустимо использовать нормальный закон распределения параметра соответствия, и для фотографий одних и тех же лиц плотность распределения коэффициентов соответствия будет определяться уравнением

$$W_{11} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{P_1 - X}{\sigma_1}\right)^2 dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 0,0015}} \exp\left(-\frac{0,0013 - X}{0,0015}\right)^2 dx. \quad (4)$$

Для фотографий разных лиц плотность распределения коэффициентов несоответствия будет определяться уравнением

$$W_{21} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left(-\frac{P_2 - X}{\sigma_2}\right)^2 dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 0,0065}} \exp\left(-\frac{0,0205 - X}{0,0065}\right)^2 dx. \quad (5)$$

Совмещение рассмотренных плотностей распределения вероятности на одной шкале показателей соответствия показано на рис. 4.

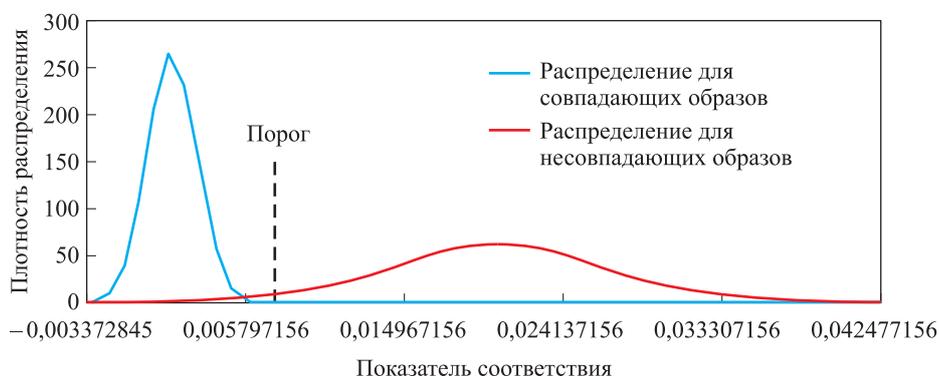


Рис. 4. Пересечение распределений вероятностей соответствия для совпадающих и несовпадающих с эталонным изображений

Отдаленность математических ожиданий показателей соответствия позволяет с высокой степенью достоверности отличать лица, входящие в базу данных, от лиц, не внесенных в базу эталонных изображений. Для принятия решения о соответствии рассматриваемого лица человека одному из эталонных изображений определяется пороговое значение показателя соответствия, при котором все рассматриваемые изображения классифицируются на совпадающие с эталоном и несовпадающие. Если при сравнении входного изображения с одним эталонным изображением значение коэффициента совпадения будет меньше порогового, то принимается решение, что рассматриваемый образ соответствует этому эталону. Вероятность ошибочного решения складывается из двух составляющих: ошибочное признание несоответствия входного изображения его оригиналу, включенному в базу данных распознаваемых изображений, и признание сходства входного изображения с эталонным изображением другого персонажа, входящего в базу данных. Первая составляющая ошибки $P_{\text{ош1}}$ будет определяться уравнением

$$\begin{aligned} P_{\text{ош1}} &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \int_{E_{\text{пор}}}^{+\infty} \exp\left(-\frac{(P_1 - X)^2}{\sigma_1^2}\right) dx = P_{\text{ош1}} = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 0,0015}} \int_{E_{\text{пор}}}^{+\infty} \exp\left(-\frac{(0,0013 - X)^2}{0,0015}\right) dx \end{aligned} \quad (6)$$

— это значение соответствует площади под кривой плотности распределения вероятности для совпадающих образов, начиная с координаты $X_{\text{пор}}$ до плюс бесконечности.

Вторая составляющая ошибки $P_{\text{ош2}}$ определяется площадью, ограниченной кривой плотности вероятности для несовпадающих лиц, начиная с координаты $E_{\text{пор}}$ до минус бесконечности:

$$\begin{aligned} P_{\text{ош2}} &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \int_{E_{\text{пор}}}^{-\infty} \exp\left(-\frac{(P_2 - X)^2}{\sigma_2^2}\right) dx = P_{\text{ош2}} = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 0,0065}} \int_{E_{\text{пор}}}^{-\infty} \exp\left(-\frac{(0,0205 - X)^2}{0,0065}\right) dx. \end{aligned} \quad (7)$$

Общая ошибка системы распознавания будет складываться из совокупности рассмотренных ошибок $P_{\text{ош1}}$ и $P_{\text{ош2}}$:

$$\begin{aligned} P_{\text{ош}} &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{E_{\text{пор}}}^{+\infty} \exp\left(-\frac{(P_1 - X)^2}{\sigma_1^2}\right) dx + \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{E_{\text{пор}}}^{-\infty} \exp\left(-\frac{(P_2 - X)^2}{\sigma_2^2}\right) dx; \\ P_{\text{ош}} &= \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 0,0015}} \int_{E_{\text{пор}}}^{+\infty} \exp\left(-\frac{(0,0013 - X)^2}{0,0015}\right) dx + \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 0,0065}} \int_{E_{\text{пор}}}^{-\infty} \exp\left(-\frac{(0,0205 - X)^2}{0,0065}\right) dx. \end{aligned} \quad (8)$$

График изменения $P_{\text{ош}}$ в результате моделирования эксперимента с использованием 10-значного вектора признаков изображения лиц приведен на рис. 5.

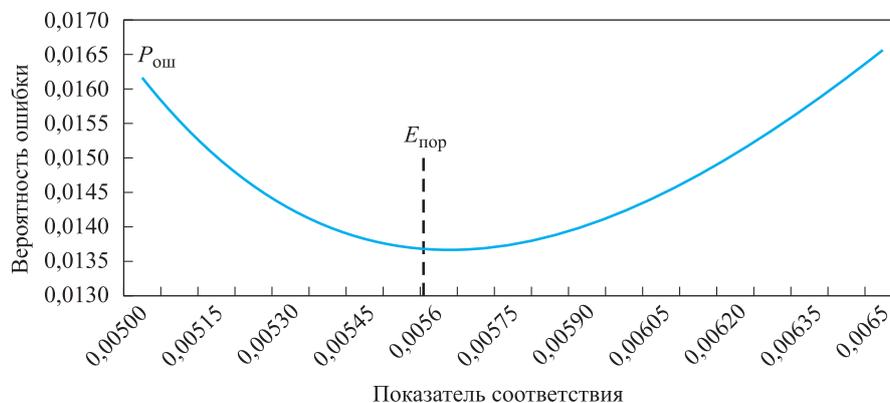


Рис. 5. Процент вероятности ошибки распознавания лиц

Минимальное значение $P_{\text{ош}} = 0,13$ соответствует оптимальному значению $E_{\text{пор}} = 0,0056$. Причем 13%-ная вероятность ошибки складывается из 11%-ной вероятности пропуска (или нераспознавания) персонажа из базы данных и 2%-ной ошибки — принятие постороннего человека за клиента из базы данных. Изменение значения $E_{\text{пор}}$ позволяет учитывать специфические требования к пропускной системе. Увеличение значения $E_{\text{пор}}$ приведет к уменьшению ошибки нераспознавания объекта из базы данных и увеличению вероятности ошибки принятия постороннего человека за фигуранта из базы данных. И наоборот, уменьшение значения $E_{\text{пор}}$ приведет к уменьшению вероятности принятия постороннего человека за персонаж из базы данных и увеличению вероятности нераспознавания персонажа базы данных:

$$W_{11} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{(P_1 - X)^2}{\sigma_1^2}\right) dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 0,0015}} \exp\left(-\frac{(0,0013 - X)^2}{0,0015}\right) dx. \quad (9)$$

В табл. 1 приведены результаты надежности распознавания, в табл. 2 — время выполнения операции сравнения векторов.

Таблица 1

Надежность методов распознавания лиц

Методы	FAR (доля ложных срабатываний), %	FRR (доля ложных отказов), %	Достоверные срабатывания, %
Первый метод 10-значный вектор характеристик	11	2	87
Второй метод 59-значный вектор характеристик	2,9	0,3	97
Третий метод. Сочетание программ первого и второго метода	1,1	0,1	98,5

Таблица 2

Время выполнения операции сравнения векторов

Тип вектора	Число		Время, мс
	людей	фотографий	
10-значный вектор характеристик лица	10	100	2,5
	20	200	5,5
	30	300	7,8
	40	400	10,9
	50	500	13,4
59-значный вектор характеристик лица	10	100	2,7
	20	200	5,6
	30	300	8,0
	40	400	11,6
	50	500	13,7
Выполнение программ первого и второго методов (10- и 59-значные векторы характеристик лица)	10	100	4,7
	20	200	10,4
	30	300	14,8
	40	400	19,2
	50	500	23,1

Важным параметром систем распознавания лиц является быстродействие, так как большинство таких устройств ориентировано на работу в системах реального времени. В соответствии с алгоритмом обработки входного изображения (см. табл. 2) последовательность операций сводится к трем основным процедурам. Первая связана с формированием векторов для последующей идентификации личности. Во время этой процедуры выполняется преобразование исходного изображения в полутоновое с нормализацией по яркости по всему анализируемому кадру. Нормализованное изображение подвергается преобразованию в изображение с бинарным кодированием в соответствии с алгоритмом LBP. Для вновь полученного изображения строится гистограмма по принятым в алгоритме фрагментам кодирования.

В зависимости от разновидности алгоритма гистограмма строится для 10-векторного или 59-векторного кодирования. Операции, связанные с реализацией этой части алгоритма, представляют собой следующую последовательность:

```
function [out]=load_database(n)
loaded=[];
if (isempty(loaded))
v=zeros(10*n,10); или (10*n, 59);
for i=1:n
cd(strcat('s',num2str(i)));
for j=1:10
a=imread(strcat(num2str(j),'.png'));
v((i-1)*10+j,:)=extractLBPFeatures(a,'Upright',false);
% или (true);
end
cd ..
```

```
end
w=v; % Convert to unsigned 8-bit numbers to save memory.
end
out=w;
```

Общее время выполнения этих процедур для 10-векторного преобразования 3 мс, для 59-векторного преобразования 5 мс. Для моделирования выбрано аппаратное средство — ноутбук (модель *HP*, процессор Intel® Core i3, 1.70 GHz и установленная память 4 GB). В табл. 2 приведены численные результаты распознавания по времени операций.

Наиболее затратным по времени является сравнение сформированного вектора с векторами эталонных изображений, записанных в базе данных. Эти затраты объясняются большим числом эталонных изображений.

Этот этап реализации алгоритма сводится к одному циклу обращения к памяти, выполнению операции вычитания векторов входного изображения и изображения, считанного из базы данных, и сравнения результата с установленным для данного алгоритма пороговым значением показателя соответствия.

Заключение. Рассмотренная методика позволяет, используя доступные вычислительные средства, оценить возможность построения автономной автоматизированной системы контроля доступа с различными требованиями по надежности и быстродействию.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Li W.* Computer image feature extraction algorithm for robot visual equipment // *The Open Automation and Control Systems Journal*. 2015. Vol. 7. P. 1993–2000. DOI: 10.2174/1874444301507011993
2. *Pansare A.J., Kotak V.C., Mathew B.K.* Review of SIFT and LBP algorithm for crime investigation using LFDA framework // *IJESIT*. 2015. Vol. 4. No. 4. P. 107–110.
3. *Rahim Md.A., Hossain Md.N., Wahid T., Azan Md.Sh.* Face Recognition using Local Binary Patterns (LBP) // *Global Journal of Computer Science and Technology Graphics & Vision*. 2013. Vol. 13. No. 4-F.
4. *Kakkar P., Gill P.* Real time face recognition system using LBP algorithm // *Int. Conf. on Recent Innovations in Science, Agriculture, Engineering and Management*. 2017.
5. *Priya M.S., Kadhar Nawaz G.M.* MATLAB based feature extraction and clustering image using *k*-nearest neighbors algorithm // *IJAICT*. 2016. Vol. 2. No. 11. P. 1121–1126.
6. *Changala R., Gummadi A., Rao T.J.* Statistical models in data mining: a bayesian classification / *National Conf. on Convergence of Emerging Technology in Computer Science & Engineering* // *IJRTER*. 2017. P. 290–293.

Горбунов Владимир Леонидович — д-р техн. наук, профессор кафедры «Корпоративные информационные технологии и системы» Национального исследовательского университета «МИЭТ» (Российская Федерация, 124498, Москва, г. Зеленоград, пл. Шокина, д. 1).

Жданова Ирина Витальевна — научный сотрудник кафедры «Корпоративные информационные технологии и системы» Национального исследовательского университета «МИЭТ» (Российская Федерация, 124498, Москва, г. Зеленоград, пл. Шокина, д. 1).

Тэт Наинг Вин — аспирант кафедры «Системы автоматического управления и контроля» Национального исследовательского университета «МИЭТ» (Российская Федерация, 124498, Москва, г. Зеленоград, пл. Шокина, д. 1).

Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Горбунов В.Л., Жданова И.В., Тэт Наинг Вин. Автоматизированная система управления контролем и доступом // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2018. № 6. С. 37–47. DOI: 10.18698/0236-3933-2018-6-37-47

AUTOMATIC MANAGEMENT AND ACCESS CONTROL SYSTEM

V.L. Gorbunov

nbia@mail.ru

I.V. Zhdanova

zhdanovaiv@gmail.com

Thet Naing Win

mr.tnwin21@gmail.com

**National Research University of Electronic Technology,
Moscow, Zelenograd, Russian Federation**

Abstract

Face recognition could be used for access control when the high level of security is required. The article is devoted to the analysis of method of face recognition for access control and application of the LBP algorithm for solving the face features extracting problem. MATLAB applications were used for modeling the methods stated above. We suggested a new method for calculating the recognition threshold taking into consideration the rate of errors of various kinds. The results of this method application are presented

Keywords

Face recognition, access control, LBP algorithm, face features extraction

Received 11.05.2018

© BMSTU, 2018

REFERENCES

- [1] Li W. Computer image feature extraction algorithm for robot visual equipment. *The Open Automation and Control Systems Journal*, 2015, vol. 7, pp. 1993–2000. DOI: 10.2174/1874444301507011993
- [2] Pansare A.J., Kotak V.C., Mathew B.K. Review of SIFT and LBP algorithm for crime investigation using LFDA framework. *IJESIT*, 2015, vol. 4, no. 4, pp. 107–110.
- [3] Rahim Md.A., Hossain Md.N., Wahid T., Azan Md.Sh. Face Recognition using Local Binary Patterns (LBP). *Global Journal of Computer Science and Technology Graphics & Vision*, 2013, vol. 13, no. 4-F.
- [4] Kakkar P., Gill P. Real time face recognition system using LBP algorithm. *Int. Conf. on Recent Innovations in Science, Agriculture, Engineering and Management*. 2017.
- [5] Priya M.S., Kadhar Nawaz G.M. MATLAB based feature extraction and clustering image using *k*-nearest neighbors algorithm. *IJAICT*, 2016, vol. 2, no. 11, pp. 1121–1126.
- [6] Changala R., Gummadi A., Rao T.J. Statistical models in data mining: a bayesian classification. *National Conf. on Convergence of Emerging Technology in Computer Science & Engineering. IJRTER*, 2017, pp. 290–293.

Gorbunov V.L. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Department of Corporate Information Technologies and Systems, National Research University of Electronic Technology (Shokina pl. 1, Moscow, Zelenograd, 124498 Russian Federation).

Zhdanova I.V. — Research Fellow, Department of Corporate Information Technologies and Systems, National Research University of Electronic Technology (Shokina pl. 1, Moscow, Zelenograd, 124498 Russian Federation).

Thet Naing Win — post-graduate, Department of Automatic Operation and Control Systems, National Research University of Electronic Technology (Shokina pl. 1, Moscow, Zelenograd, 124498 Russian Federation).

Please cite this article in English as:

Gorbunov V.L., Zhdanova I.V., Thet Naing Win. Automatic Management and Access Control System. *Vestn. Mosk. Gos. Tekh. Univ. im. N.E. Baumana, Priborostr.* [Herald of the Bauman Moscow State Tech. Univ., Instrum. Eng.], 2018, no. 6, pp. 37–47 (in Russ.).

DOI: 10.18698/0236-3933-2018-6-37-47



В Издательстве МГТУ им. Н.Э. Баумана вышла в свет монография (2-е издание) под редакцией

А.С. Бугаева, С.И. Ивашова

«Биорадиолокация»

Освещены вопросы радиолокации биологических объектов (биорадиолокации) — метода, который может быть использован для обнаружения живых людей, находящихся за преградами, и дистанционного определения параметров их дыхания и сердцебиения. Биорадиолокация может найти применение в различных областях: спасательных операциях; антитеррористической борьбе; медицине и др. Описаны физические основы процесса биорадиолокации, особенности биорадиолокаторов с непрерывным и импульсным зондирующими сигналами, а также методы расчета и моделирования процессов в биорадиолокации. Для научных работников, аспирантов и студентов старших курсов.

По вопросам приобретения обращайтесь:

105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1

+7 (499) 263-60-45

press@bmstu.ru

www.baumanpress.ru