

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК 004.93

РАСПОЗНАВАНИЕ НАЛОЖЕННЫХ РЕАЛЬНЫХ ПЛОСКИХ ОБЪЕКТОВ ПО БЕЗРАЗМЕРНЫМ ПРИЗНАКАМ КОНТУРОВ ИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Статья поступила в редакцию 18.09.2016, в окончательном варианте – 07.11.2016.

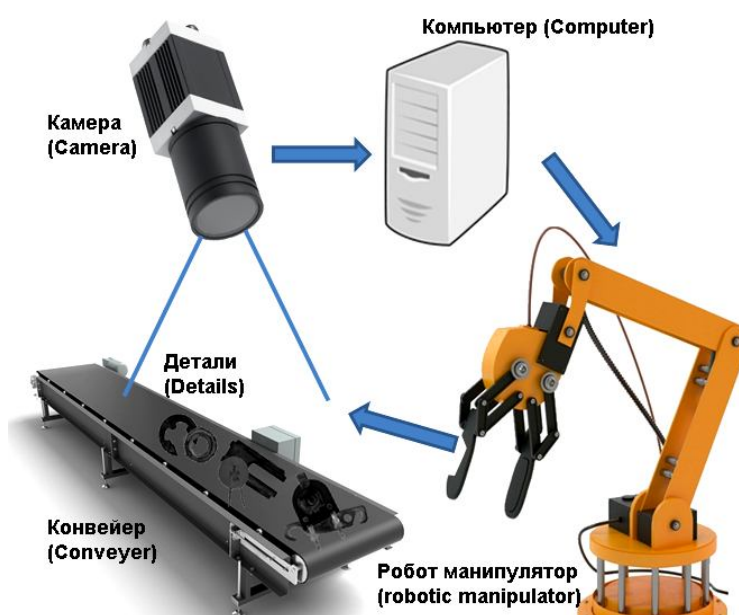
Садьков Султан Сидькович, доктор технических наук, профессор, Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых, 602264, Российская Федерация, г. Муром, ул. Орловская, 23, e-mail: sadykovss@yandex.ru

Кульков Ярослав Юрьевич, аспирант, Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых, 602264, Российская Федерация, г. Муром, ул. Орловская, 23, e-mail: y_mail@mail.ru

Целью работы является экспериментальное исследование эффективности распознавания класса наложенных плоских объектов методом «ближайших соседей» на основе безразмерных признаков контуров их бинарных изображений. Для проведения исследования были использованы изображения плоских объектов и деталей. Приведено описание процесса генерации тестовой выборки для каждого объекта. Сначала изображение каждого исходного объекта вращается на 360 градусов с шагом в 1 градус. Далее с использованием полученных «повернутых» изображений формируются варианты наложения одного объекта на другой в поле зрения камеры системы технического зрения, по 2000 изображений для каждого класса (т.е. для попарных сочетаний объектов). Для каждого изображения, содержащего два объекта, вычисляется набор первичных параметров, формируемых по их контурам. Полученные параметры используются для вычисления безразмерных признаков и формирования из них вектора признаков. Следующим шагом является этап обучения системы. На основе использования критерия среднеквадратичного отклонения среди сформированных «векторов признаков» отдельно для каждого класса отбирается набор эталонов. Формируется база эталонных векторов. Распознавание класса неизвестного объекта заключается в получении его контура, вычислении первичных параметров и формировании вектора безразмерных признаков. Далее вычисляются среднеквадратичные отклонения его вектора безразмерных признаков от всех эталонных. Минимальное значение отклонения будет указывать на вероятную принадлежность к соответствующему классу. В статье приведены результаты распознавания, а также обоснована возможность использования данного метода в системах технического зрения.

Ключевые слова: система технического зрения, конвейер, изображение, распознавание, плоский объект, детали, наложенные объекты, безразмерные признаки, среднеквадратичное отклонение, метод ближайших соседей

Графическая аннотация (Graphical annotation)



RECOGNITION OF IMPOSITION FLAT OBJECTS ON DIMENSIONLESS MARKS OF THEIR IMAGES CONTOURS

The article has been received by editorial board 18.09.2016, in the final version – 07.11.2016.

Sadykov Sultan S., D.Sc. (Engineering), Professor, Murom Institute (branch) Vladimir State University named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletovs, 23 Orlovskaya St., Murom, 602264, Russian Federation, e-mail: sadykovss@yandex.ru

Kulkov Yaroslav Yu., post-graduate student, Murom Institute (branch) Vladimir State University named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletovs, 23 Orlovskaya St., Murom, 602264, Russian Federation, e-mail: y_mail@mail.ru

The purpose of the work is pilot study of efficiency of class recognition of the imposed flat objects by method of "the closest neighbors" on the basis of dimensionless marks of their bitmaps contours. For carrying out a research images of flat objects and details were used. The description of process of generation of test selection for each object is provided. At first the image of each initial object rotates by 360 degrees with a step to 1 degree. Further with use of the received "turned" images options of imposing of one object on another in sight of the camera of system of technical sight, on 2000 images for each class are created (i.e. for paired combinations of objects). For each image containing two objects a set of primary parameters created on their contours is calculated. The received parameters are used for calculation of dimensionless signs and forming of a vector of signs from them. The following step is the system grade level. Among the created vectors of marks separately for each class with use of a mean square deviation a set of etalons is selected. The base of reference vectors is created. Recognition of a class of an unknown object consists in receipt of its contour, calculation of primary parameters and forming of a vector of dimensionless marks. Further mean square deviations of its vector of dimensionless marks from all reference are calculated. The minimum value of a deviation will specify probable belonging to the corresponding class. Results of recognition are given in article, and also the possibility of use of this method in systems of technical sight is proved.

Keywords: machine vision system; conveyor, image recognition, flat object, details, imposed objects, dimensionless mark, mean square deviation, method of the closest neighbors

Введение. Задачи распознавания образов представляют как теоретический, так и практический (прикладной) интерес. Они актуальны для различных областей науки и техники. Например, для решения проблем автоматизации производства; управления качеством производимой продукции; создания робототехнических комплексов, в т.ч. подвижных устройств, оснащенных системами технического зрения и пр. [2, 3, 10, 18]. Несмотря на очень значительное количество публикаций по распознаванию образов, некоторые направления этой проблематики остаются недостаточно исследованными. Одним из этих направлений является распознавание изображений, частично «наложенных» друг на друга. В данной работе предпринята попытка комплексного исследования данной задачи на основе использования черно-белых изображений, получаемых с видеокамеры.

Общая характеристика проблемы. Во многих отраслях промышленности для таких операций, как отбраковка или сортировка деталей на конвейере, успешно применяются системы технического зрения (СТЗ) [6, 8, 9, 11]. Разработка алгоритмов обработки изображений деталей в СТЗ с целью их отбраковки или сортировки может быть сформулирована как задача распознавания образов, воспринимаемых с помощью видеокамеры системы. Для этого полученные изображения подвергаются обработке и анализу [10, 14]. СТЗ, использующие стереоскопические изображения, полученные с применением двух видеокамер, в данной работе не рассматриваются.

Детали на конвейере могут располагаться неупорядоченно. При этом их изображения могут быть отдельными и/или наложенными друг на друга [4, 7, 19]. Задача распознавания отдельно лежащих на ленте плоских деталей практически решена [10, 15, 16]. В то же время задача идентификации наложенных объектов в двумерных изображениях требует дополнительной разработки.

В данной статье приведены результаты экспериментальных исследований алгоритма распознавания наложенных тестовых плоских объектов по безразмерным признакам контуров их бинарных (черно-белых) изображений. Эти результаты послужат основой для проведения работ по распознаванию наложенных реальных плоских объектов (НРПО). Способы извлечения базовых характеристик и формирования безразмерных признаков плоских объектов по их контурам приведены в [13, 16]. Отличительная особенность применяемых безразмерных признаков в том, что они инвариантны к операциям поворота, переноса и изменения масштаба объектов в поле зрения СТЗ. Это позволяет обрабатывать информацию о деталях, располагающихся произвольным образом в плоскости, перпендикулярной к оси видеокамеры [1, 12, 17].

Экспериментальные исследования. В ходе проведения экспериментальных исследований имитировалось случайное появление наложенных объектов в поле зрения СТЗ. Далее будем называть множество изображений для различных вариантов наложения одного объекта на другой классом (таким образом, в пределах класса пара объектов является фиксированной). Для каждого сочетания пар рассматриваемых тестовых сгенерированных изображений объектов формировалась выборка по 2000 изображений каждого класса.

Для проведения исследований при генерации различных вариантов наложенности использовались 10 изображений отдельных реальных плоских объектов (ОРПО). Их номенклатура приведена на рисунке 1. Размеры исходных объектов не превышали 512×512 пикселей.

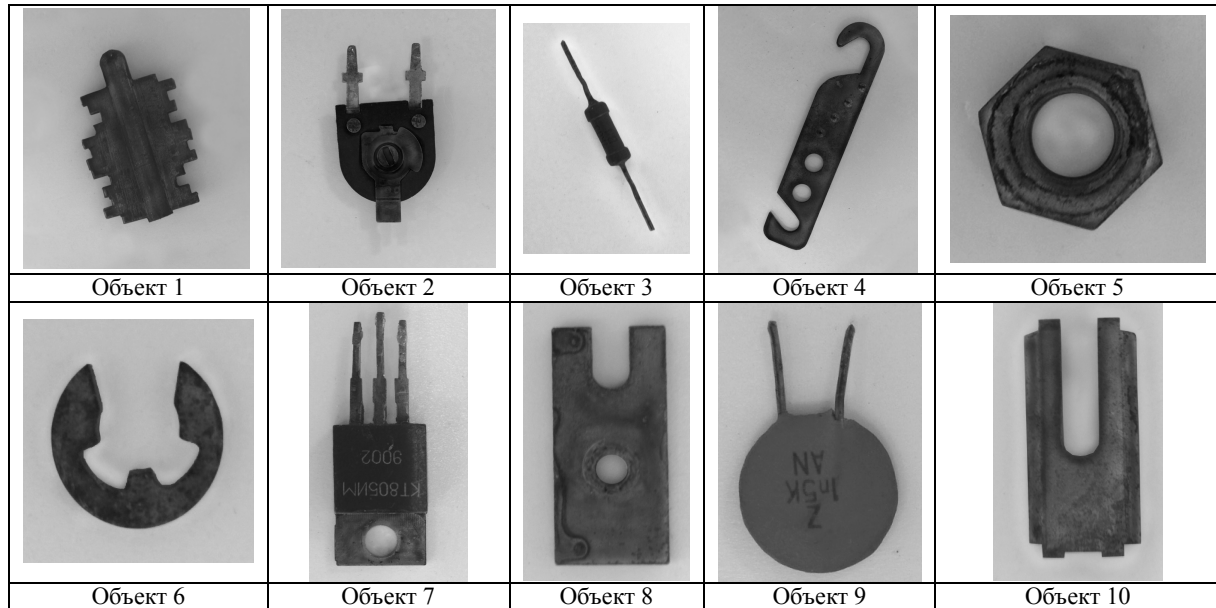


Рисунок 1 – Изображения реальных плоских объектов, использованные для вычислительных экспериментов

Фон для исходных изображений является серая подложка, имитирующая ленту конвейера в том виде, как ее воспринимает камера СТЗ. Для каждого изображения реальных плоских объектов следует выполнить очистку фона. Эта операция разбивается на следующие этапы: преобразование изображения в полутоновое, медианная фильтрация для устранения шумов, бинаризация. Под очисткой фона понимается удаление деталей изображения, не принадлежащих к основному объекту изображения, например таких, как шумы и маленькие детали фона объекта. Полученное бинарное изображение совмещается с исходным полутоновым. В случае если выбранный пиксель имеет белый цвет, то на исходном изображении цвет аналогичного (с теми же координатами) пикселя меняется на белый. Если же в бинаризованном изображении выбран пиксель чёрного цвета, то в исходном изображении цвет аналогичного пикселя не меняется. Данная операция применяется для всех пикселей, расположенных на изображении. По завершении получаем 10 изображений из рисунка 1, очищенных от внешнего фона и готовых к дальнейшим операциям.

Из 10 ОРПО на рисунке 1 можно сформировать 100 вариантов (типов, классов) их наложения друг на друга, учитывая следующие случаи: объект «P» снизу, а объект «T» сверху; объект «T» снизу, а объект «P» сверху; «накладываются друг на друга два изображения двух одинаковых объектов». Для вычислительных экспериментов были использованы 55 вариантов наложения, относящиеся к трем указанным выше случаям.

Процесс генерации множества изображений, используемых в исследованиях, состоит из следующих этапов: вычисления центров тяжести; генерации повернутых изображений; формирования наложенных изображений; бинаризации; подсчета площади объекта; получения одноточечного контура; вычисления первичных параметров; формирования векторов безразмерных признаков.

Для всех 10 исходных объектов вычисляются их центры тяжести по формуле (1). Центр тяжести полутонового изображения объекта задается координатами $(x_{ц.ф.}, y_{ц.ф.})$.

$$x_{ц.ф.} = \left(\sum_{x=1}^n \left(\sum_{y=1}^m f(x, y) x \right) \right) / \left(\sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m f(x, y) \right); \quad (1)$$

$$y_{ц.ф.} = \left(\sum_{y=1}^m \left(\sum_{x=1}^n f(x, y) y \right) \right) / \left(\sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m f(x, y) \right),$$

где x, y – дискретные координаты точек полутонового изображения; $f(x, y)$ – значение яркости точки изображения с координатами x, y ; n, m – число точек по горизонтали и вертикали соответственно.

Далее для каждого из исходных объектов формируется набор из 360 изображений путем поворота вокруг полученного центра тяжести с шагом в 1 градус.

Следующим шагом осуществляется имитация случайного появления отдельного объекта в поле зрения системы технического зрения. Размер кадра СТЗ был принят равным 1024×1024 точки (пикселя).

Имитация осуществлялась с помощью генераторов случайных чисел (ГСЧ) с нормальным распределением данных. Интервал изменения выходных данных ГСЧ от 364 до 720. Полученные с ГСЧ числа используются как координаты нового центра тяжести изображений. Выбирая случайным образом изображение, полученное на предыдущем шаге, смещаем его. Величина смещения вычисляется как разница между исходными координатами центра тяжести и сгенерированными. При интервале генерации от 364 до 720 пикселей и размерах исходных изображений, не превышающих 512×512 пикселей, исключается выход изображения за пределы рабочего поля. Всего получаем по 2000 изображений каждого класса, т.е. для каждого сочетания пар изображений отдельных деталей.

В процессе формирования наложенных изображений следует проверять, действительно ли наложились два ОРПО на рабочем поле. Для того чтобы исключить варианты отдельно расположенных (не перекрывающихся) изображений объектов. Такая проверка осуществлялась с использованием алгоритма рекурсивной разметки [15].

Всего для 55 классов наложенности по 2000 изображений в каждом из них получаем 110 000 изображений.

Примеры наложенных тестовых изображений различных классов (соответствующих вариантам сочетаний объектов) приведены на рисунке 2. Здесь для обозначения класса наложенности используется двухсимвольное обозначение (через дефис), где каждое число обозначает номер исходного объекта из состава приведенных на рисунке 1. Получаемые с камеры изображения имеют 256 оттенков серого.

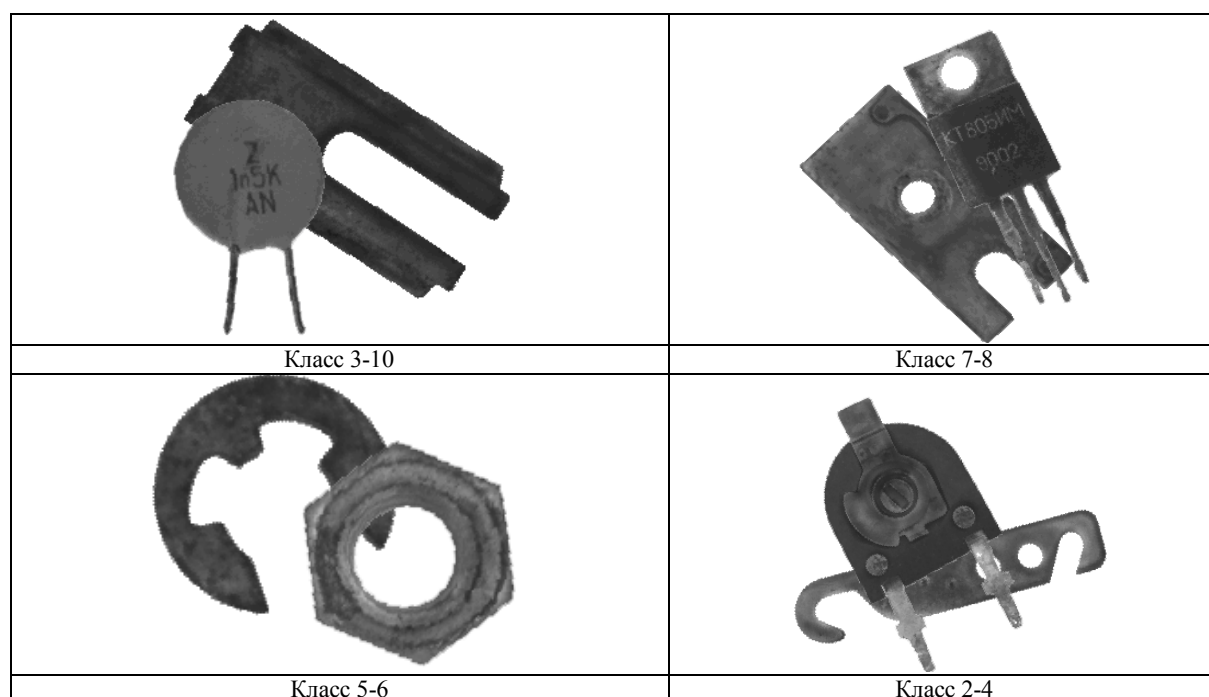


Рисунок 2 – Примеры наложенных изображений различных классов

На следующем шаге изображения бинаризируются методом Отсу [11]. По полученным изображениям формируются одноточечные контуры бинарных изображений наложенных объектов по алгоритму, описанному в [14, 15].

Для полученных изображений вычисляются их площади. Данный параметр относится к группе первичных и сохраняется для использования при вычислении безразмерных признаков.

Для каждого из сгенерированных изображений выделяются неразрывные одноточечные контуры внешних границ сформированных наложенных изображений. Для этой цели используется алгоритм направленного перебора [5] с последующей дилатацией сформированного контура. Толщина такого контура составляет один пиксель.

Примеры полученных контуров изображений НРПО, приведенных на рисунке 2, представлены на рисунке 3.

По алгоритму, приведенному в [13, 14], на основе полученных контуров вычисляются первичные признаки. К таковым относятся следующие: длина периметра изображения P_0 ; площадь изображения S_0 ; количество точек, с кривизной $+90$ ($M1$), -90 ($M2$), $+135$ ($M3$) и -135 ($M4$) градусов; метрическая длина контура $L_{\text{конт}}$; общая длина выпуклых $L_{\text{общ-вып}}$, вогнутых $L_{\text{общ-вог}}$ и линейных $L_{\text{общ-лин}}$ участков всего кон-

тура; количество четырехсвязных точек контура « K »; количество D -связных точек контура « T ». Четырехсвязной называется точка, имеющая одну соседнюю точку по вертикали или по горизонтали, а D -связной точка, имеющая одну соседнюю точку по диагонали.

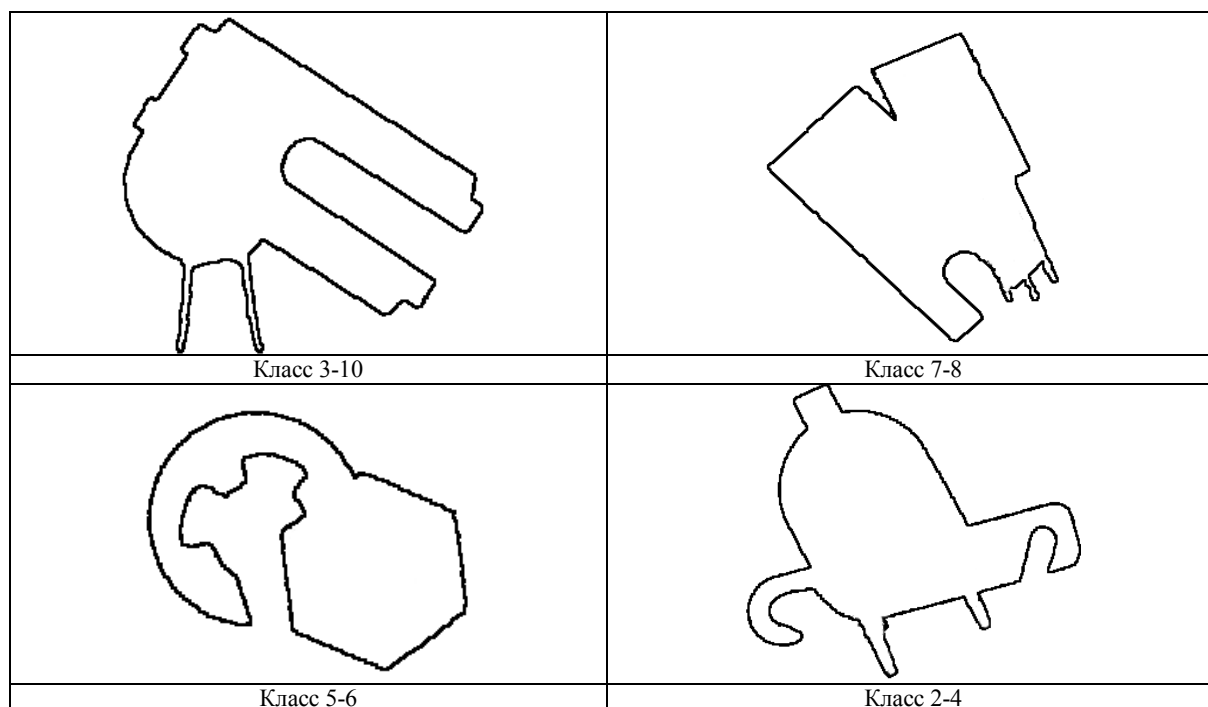


Рисунок 3 – Примеры полученных одноточечных контуров некоторых НРПО

На рисунке 4 приведен пример выделенного внешнего контура наложенных тестовых изображений, который содержит внешние точки наложенных объектов, формируя единый неразрывный контур. По полученному контуру вычисляется количество составляющих его точек. В данном примере $P_0 = 45$.

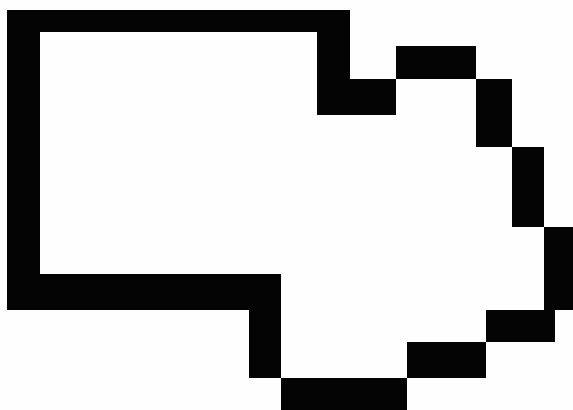


Рисунок 4 – Пример контура тестового наложенного изображения

Для вычисления длины линейных участков необходимо подсчитать количество четырех- (параметр « K ») и D -связных точек (параметр « T »). Для примера на рисунке 5 параметр $K = 37$, а параметр $T = 8$.

На основе полученных первичных признаков формируются векторы безразмерных признаков по формулам (2)–(11) из [15, 16].

$$K_1 = P_0 / S_0, \quad (2)$$

$$K_i = M_j / S_0, \quad (3)$$

где $i = 2 \dots 5; j = 1 \dots 4$;

$$K_6 = K / S_0, \tag{4}$$

$$K_7 = T / S_0, \tag{5}$$

$$K_m = M_j / P_0, \tag{6}$$

где $m = 8...11$;

$$K_{12} = K / P_0 \tag{7}$$

$$K_{13} = S_0 / P_0 \tag{8}$$

$$K_{14} = L_{\text{общ-лин.}} / L_{\text{конт}} \tag{9}$$

$$K_{15} = L_{\text{общ-вог}} / L_{\text{конт}} \tag{10}$$

$$K_{16} = L_{\text{общ-вып}} / L_{\text{конт}} \tag{11}$$

Для каждого класса сгенерированных изображений получаем по 200 векторов. Сформированные векторы для каждого объекта содержат по 16 значений безразмерных признаков.

Следующим этапом является обучение СТЗ. Общая блок-схема алгоритма обучения приведена на рисунке 5.

Алгоритм обучения заключается в отборе эталонных векторов среди сформированных 110000 безразмерных векторов признаков. Обучение системы осуществляется отдельно по каждому из 55 классов (рис. 5). Полученные НРПО в каждом классе невозможно сгруппировать по какому-либо признаку. Процент наложения, как наиболее очевидный признак, не может быть использован в данном случае. Поскольку одному и тому же значению процента наложения могут соответствовать различные взаимные расположения объектов, используемых при формировании изображения НРПО. Поэтому выбор эталонов для распознавания класса НРПО осуществляется следующим образом.

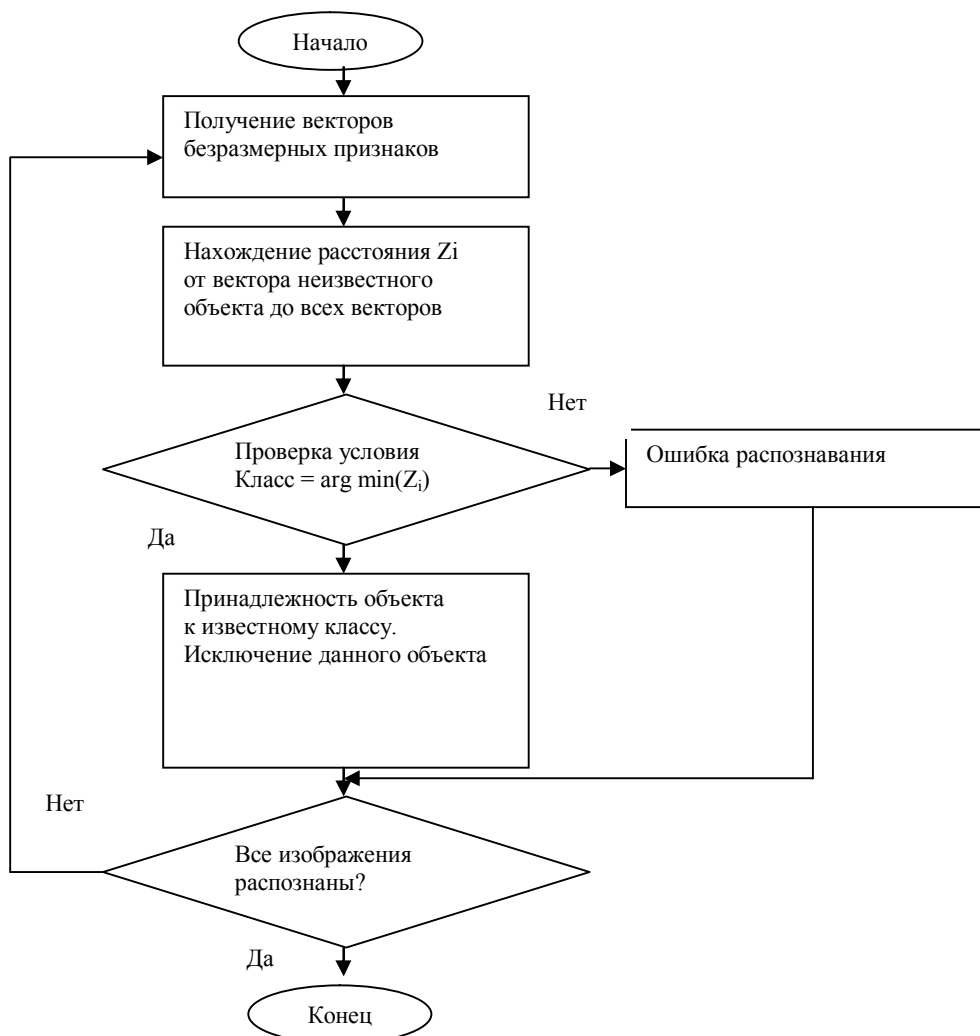


Рисунок 5 – Общая блок-схема алгоритма обучения СТЗ

Среди 2000 векторов признаков одного класса выбирается случайным образом вектор. Данный вектор принимается как эталонный в рассматриваемом классе НРПО.

Для данного вектора признаков по методу ближайшего расстояния [16] (с метрикой среднеквадратичного отклонения) вычисляется Z_i по (12) с каждым из 2000 векторов признаков данного класса.

$$Z_i = 1/(n+1) \sum_{j=1}^n (K_j - K_{jl})^2, \quad (12)$$

где n – число признаков; l – номер распознаваемого объекта ($l = 1, 2, \dots, 110000$); K_j – значение j -го признака вектора коэффициентов « K » выбранного эталона; K_{jl} – значение j -го признака вектора коэффициентов K выбранной реализации.

Вычисляются 2000 СКО Z_i . Среди них ищется минимальное значение $Z_{min} = \min \{ Z_i \}$.

Если найденное значение Z_{min} указывает на «вектор признаков» изображения того же класса, то данное изображение считается распознанным текущим эталоном. Тогда его «вектор признаков» из дальнейшего рассмотрения исключается.

Очевидно, что с использованием одного эталона распознать все 2000 реализации одного класса НРПО невозможно.

Если значение Z_{min} указывает на «вектор признаков» другого класса, то переходим к выбору следующего эталона для данного класса.

После того, как будут исключены все 2000 изображений рассматриваемого НРПО, обучение СТЗ распознаванию данного класса наложенности считается законченным.

Указанные шаги для всех оставшихся классов НРПО.

В таблице 1 приведено количество выбранных в процессе машинного обучения эталонов для каждого класса НРПО.

Таблица 1 – Количество выбранных эталонов для каждого класса НРПО, обеспечивших 100 % распознавание объектов своего класса

Сочетания распознаваемых объектов	Количество эталонов	Сочетания распознаваемых объектов	Количество эталонов
1+1	918	4+5	945
1+2	940	4+6	947
1+3	892	4+7	927
1+4	961	4+8	863
1+5	923	4+9	831
1+6	961	4+10	916
1+7	939	5+5	826
1+8	882	5+6	951
1+9	889	5+7	928
1+10	912	5+8	785
2+2	931	5+9	747
2+3	917	5+10	792
2+4	957	6+6	949
2+5	929	6+7	945
2+6	970	6+8	885
2+7	960	6+9	873
2+8	850	6+10	946
2+9	833	7+7	865
2+10	963	7+8	791
3+3	841	7+9	752
3+4	930	7+10	909
3+5	835	8+8	562
3+6	950	8+9	727
3+7	934	8+10	731
3+8	749	9+9	505
3+9	950	9+10	705
3+10	942	10+10	625
4+4	946		

На следующем шаге алгоритма осуществляется экзамен обученной системы. Экзамен заключается в сравнении на основе формулы (12) «векторов признаков» всех 110000 реализаций 55 НРПО с выбранными эталонами.

Технология проведения экзамена. Производится выбор некоторого случайного объекта. Для него выполняются все описанные процедуры получения безразмерных признаков контура. Полученный «вектор признаков» неизвестного НРПО сравнивается со всеми полученными на этапе обучения эталонными «векторами признаками». Определяется тип НРПО в соответствии с $\min \{Z_{min_i}\}$. Если полученный номер класса не совпадает с известным, то фиксируется ошибка.

Процедура экзамена повторяется для второго неизвестного объекта и так далее для всех 110000 реализаций 55 НРПО.

Если после завершения экзамена количество ошибок распознавания будет не равно «0», то есть не все объекты будут распознаны, то необходимо будет провести процедуру повторного обучения. Векторы безразмерных признаков тех объектов, которые были неверно распознаны, добавляются в базу эталонов. После этого проводится повторный экзамен до тех пор, пока не будет распознана вся тестовая выборка.

В процессе экзамена вычисляются вероятности распознавания как отношения количества верно распознанных объектов к общему количеству изображений в тестовой выборке. Строится таблица и графики зависимости вероятности распознавания от количества используемых эталонов.

В таблице 2 представлена зависимость вероятности распознавания каждого класса из 55 НРПО от количества использованных эталонов, а на рисунке 6 та же информация представлена в наглядной графической форме.

Таблица 2 – Изменение вероятности распознавания НРПО в зависимости от количества использованных эталонов

Количество эталонов \ Сочетания объектов	100	300	505	870	970
1+1	0.14	0.28	0.59	0.92	1
1+2	0.16	0.26	0.57	0.89	1
1+3	0.11	0.27	0.53	0.89	1
1+4	0.1	0.23	0.61	0.87	1
1+5	0.17	0.26	0.62	0.93	1
1+6	0.1	0.26	0.6	0.88	1
1+7	0.17	0.33	0.52	0.94	1
1+8	0.1	0.26	0.52	0.9	1
1+9	0.15	0.22	0.61	0.89	1
1+10	0.11	0.26	0.59	0.91	1
2+2	0.11	0.23	0.62	0.93	1
2+3	0.14	0.24	0.51	0.93	1
2+4	0.15	0.24	0.48	0.94	1
2+5	0.17	0.23	0.59	0.88	1
2+6	0.12	0.29	0.49	0.88	1
2+7	0.15	0.32	0.51	0.94	1
2+8	0.14	0.31	0.59	1	1
2+9	0.1	0.33	0.48	1	1
2+10	0.16	0.31	0.47	0.92	1
3+3	0.17	0.3	0.61	1	1
3+4	0.09	0.28	0.59	0.89	1
3+5	0.15	0.33	0.56	1	1
3+6	0.17	0.28	0.58	0.9	1
3+7	0.14	0.33	0.51	0.94	1
3+8	0.15	0.3	0.79	1	1
3+9	0.09	0.27	0.61	0.88	1
3+10	0.1	0.22	0.52	0.88	1
4+4	0.16	0.24	0.53	0.93	1
4+5	0.11	0.3	0.6	0.94	1
4+6	0.1	0.24	0.59	0.94	1
4+7	0.09	0.3	0.52	0.94	1
4+8	0.13	0.24	0.59	1	1
4+9	0.11	0.33	0.61	1	1
4+10	0.17	0.27	0.62	0.92	1
5+5	0.11	0.29	0.55	1	1
5+6	0.11	0.26	0.56	0.89	1
5+7	0.12	0.23	0.58	0.89	1

Продолжение таблицы 2

5+8	0.17	0.45	0.62	1	1
5+9	0.2	0.36	0.69	1	1
5+10	0.21	0.43	0.59	1	1
6+6	0.16	0.22	0.55	0.92	1
6+7	0.16	0.27	0.48	0.93	1
6+8	0.12	0.3	0.6	0.93	1
6+9	0.16	0.3	0.61	0.9	1
6+10	0.15	0.33	0.52	0.92	1
7+7	0.13	0.26	0.59	1	1
7+8	0.18	0.41	0.66	1	1
7+9	0.17	0.33	0.73	1	1
7+10	0.12	0.32	0.55	0.88	1
8+8	0.2	0.36	0.7	1	1
8+9	0.21	0.38	0.6	1	1
8+10	0.16	0.31	0.7	1	1
9+9	0.22	0.52	1	1	1
9+10	0.17	0.42	0.73	1	1
10+10	0.21	0.39	0.59	1	1

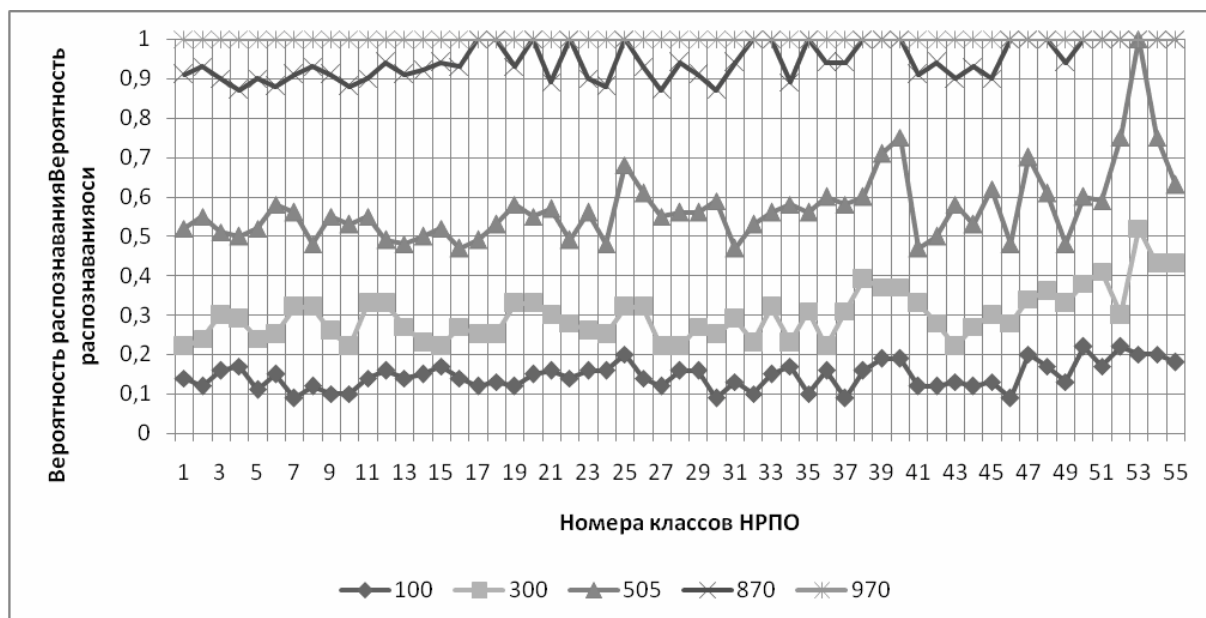


Рисунок 6 – Графики зависимости вероятности распознавания НРПО от количества использованных эталонов

Выводы. Используемый метод распознавания позволил обеспечить полную идентификацию всех НРПО. В зависимости от сложности контуров объектов, использованных при генерации различных классов НРПО, потребовалось различное количество эталонов для обеспечения вероятности правильного распознавания, равной единице. Наибольшее количество эталонов потребовалось для изображений, полученных путем наложения объектов под номерами 2 и 6. Это объясняется сложностью контура объекта номер 6. При этом в наложенном варианте он частично перекрывает объект номер 2, что усложняет отделение данного класса (сочетания объектов) 2–6 от других классов наложения в которых участвует объект 6.

Минимальное количество эталонов потребовалось для класса (сочетания объектов) 9–9. Объект номер 9 имеет достаточно сложный контур, но существенно отличается от других объектов. Соответственно и в наложенном сам на себя состоянии (изображении) существенно отличается от других классов.

В результате проведенных исследований выявлено, что все классы (пары) наложенных изображений отдельных объектов могут быть полностью идентифицированы. При возникновении ошибок идентификации можно провести дообучение системы и за счет этого обеспечить стопроцентное распознавание всех сочетаний исходных объектов.

Список литературы

1. Ажмухамедов И. М. Введение метрических характеристик для решения задачи оценки и управления рисками / И. М. Ажмухамедов, О. Н. Выборнова // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2015. – № 4. – С. 10–22.
2. Брумштейн Ю. М. О некоторых моделях управления взаимосвязанными рисками / Ю. М. Брумштейн // Известия ВолгГТУ, серия «Актуальные проблемы управления, вычислительной техники и информатики в технических системах». – 2015. – № 13 (177). – С. 95–100.
3. Брумштейн Ю. М. Роботехнические системы: вопросы разработки / Ю. М. Брумштейн, М. Ильменский, И. Колесников // Интеллектуальная собственность. Авторское право и смежные права. – 2016. – № 4. – С. 49–64.
4. Генкин В. Л. Системы распознавания автоматизированных производств / В. Л. Генкин, И. Л. Ерош, Э. С. Москалев. – Ленинград : Машиностроение, Ленинградское отделение, 1988. – 246 с.
5. Гонсалес Р., Р. Вудс. Цифровая обработка изображений : пер. с англ. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – Москва : Техносфера, 2005. – 1072 с.
6. Гришин В. А. Оценка точности установления соответствия в системах технического зрения / В. А. Гришин // Цифровая обработка сигналов. – 2008. – № 4. – С. 2–6.
7. Жизняков А. Л. Теоретические основы обработки многомасштабных последовательностей изображений / А. Л. Жизняков, С. С. Садыков. – Владимир : ВлГУ, 2008. – 121 с.
8. Жумабаева А. С. Разработка интеллектуального уровня управления робототехническим комплексом / А. С. Жумабаева, Д. С. Ергалиев // Надежность и качество : труды международного симпозиума. – 2015. – С. 219–222.
9. Клевалин В. А. Цифровые методы распознавания в системах технического зрения промышленных роботов / В. А. Клевалин, А. Ю. Поливанов // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2008. – № 5. – С. 56.
10. Нгуен Т. З. Распознавание объектов в системе технического зрения мобильного робота: использование библиотеки FLANN и алгоритма SURF / Т. З. Нгуен, И. А. Щербатов // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2014. – № 4. – С. 65–76.
11. Панов С. С. Роботизированные сборочные станды с техническим зрением и компьютерными системами управления / С. С. Панов, П. Г. Мазепин, В. А. Смирнов, Л. Н. Петрова // Сборка в машиностроении, приборостроении. – 2010. – № 12. – С. 23–28.
12. Роженцов А. А. Распознавание плоских изображений групповых точечных объектов при наличии ошибок обнаружения / А. А. Роженцов, А. О. Евдокимов, А. В. Григорьев // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2006. – № 4. – С. 59–65.
13. Садыков С. С. Алгоритм логического определения кривизны точек дискретной линии / С. С. Садыков // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2015. – № 1 (30). – С. 52–59.
14. Садыков С. С. Методы и алгоритмы выделения признаков объектов в СТЗ / С. С. Садыков, Н. Н. Стулов. – Москва : Горячая линия-Телеком, 2005. – 204 с.
15. Садыков С. С. Распознавание отдельных тестовых плоских объектов на основе безразмерных признаков выпуклых оболочек их бинарных изображений / С. С. Садыков, Я. Ю. Кульков // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2015. – № 4 (33). – С. 114–131.
16. Садыков С. С. Экспериментальное исследование алгоритма распознавания отдельных тестовых плоских объектов на основе их безразмерных контурных признаков / С. С. Садыков, Я. Ю. Кульков // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2015. – № 3 (32). – С. 76–90.
17. Стулов Н. Н. Способ формирования признаков объектов в СТЗ инвариантных к повороту, переносу и изменению масштаба / Н. Н. Стулов // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2005. – № 10. – С. 19–25.
18. Учаев Д. Ю. Анализ и управление рисками, связанными с информационным обеспечением человеко-машинных АСУ технологическими процессами в реальном времени / Д. Ю. Учаев, Ю. М. Брумштейн, И. М. Ажмухамедов, О. М. Князева, И. А. Дюдиков // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2016. – № 2. – С. 82–97.
19. Яковлева В. С. О построении высокоскоростной системы по обработке изображений и распознаванию образов / В. С. Яковлева, И. М. Гостев // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2005. – № 2. – С. 59–61.

References

1. Azhmukhamedov I. M., Vybornova O. N. Vvedenie metriceskikh kharakteristik dlya resheniya zadachi otsenki i upravleniya riskami [Introduction of metric characteristics for the solution of a problem of assessment and risk management]. *Prickaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Control and High Technologies], 2015, no. 4, pp. 10–22.
2. Brumshiteyn Yu. M. O nekotorykh modelyakh upravleniya vzaimosvyazannymi riskami [About some models of interconnected risks control]. *Izvestiya VolgGTU, seriya «Aktualnye problemy upravleniya, vychislitel'noy tekhniki i informatiki v tekhnicheskikh sistemakh»* [Proceedings of the VolgGTU, Series "Actual Problems of Management, Computing Hardware and Informatics in Engineering Systems"], 2015, no. 13 (177), pp. 95–100.
3. Brumshiteyn Yu. M., Ilmenskiyy M., Kolesnikov I. Robotekhnicheskie sistemy: voprosy razrabotki [Robotechanical systems: questions of development]. *Intellektual'naya sobstvennost. Avtorskoe pravo i smezhnye prava* [Intellectual Property. Author's Right and Neighboring Rights], 2016, no 4, pp. 49–64.
4. Genkin V. L., Erosh I. L., Moskalev Ye. S. *Sistemy raspoznavaniya avtomatizirovannykh proizvodstv* [Systems of recognition of the automated productions], Leningrad, Mashinostroenie, Leningradskoe otdelenie Publ., 1988. 246 p.
5. Gonsales R., Vuds R. *Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy* [Digital processing of images], Moscow, Tekhnosfera Publ., 2005. 1072 p.
6. Grishin V. A. Otsenka tochnosti ustanovleniya sootvetstviya v sistemakh tekhnicheskogo zreniya [Assessment of accuracy of establishment of compliance in systems of technical sight]. *Tsifrovaya obrabotka signalov* [Digital Signal Processing], 2008, no. 4, pp. 2–6.

7. Zhiznyakov A. L., Sadykov S. S. *Teoreticheskie osnovy obrabotki mnogomasshtabnykh posledovatelnostey izobrazheniy* [Theoretical bases of processing of the multiscale sequences of images], Vladimir, VISU Publ. House, 2008. 121 p.
8. Zhumabaeva A. S., Ergaliev D. S. Razrabotka intellektualnogo urovnya upravleniya robototekhnicheskimi kompleksami [Development of intellectual level of control for robototechnical complex]. *Nadezhnost i kachestvo: trudy mezhdunarodnogo simpoziuma* [Reliability and Quality. Proceedings of the International Symposium], 2015, pp. 219–222.
9. Klevalin V. A., Polivanov A. Yu. Tsifrovye metody raspoznavaniya v sistemakh tekhnicheskogo zreniya promyshlennykh robotov [Digital methods of recognition in systems of technical sight of industrial robots]. *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Mechatronics, Automation, Control], 2008, no. 5, pp. 56.
10. Nguyen T. Z., Shcherbatov I. A. Raspoznavanie obektov v sisteme tekhnicheskogo zreniya mobilnogo robota: ispolzovanie biblioteki FLANN i algoritma SURF [Recognition of objects in system of technical sight of the mobile robot: use of FLANN library and algorithm of SURF]. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Control and High Technologies], 2014, no. 4, pp. 65–76.
11. Panov S. S., Mazepin P. G., Smirnov V. A., Petrova L. N. Robotizirovannyye sborochnyye stendyy s tekhnicheskimi zreniyami i kompyuternymi sistemami upravleniya [Robotic assembly stands with technical sight and computer control systems]. *Sborka v mashinostroenii, priborostroenii* [Assembly in Mechanical Engineering, Instrument Making], 2010, no. 12, pp. 23–28.
12. Rozhentsov A. A., Evdokimov A. O., Grigorev A. V. Raspoznavanie ploskikh izobrazheniy gruppovykh tochechnykh obektov pri nalichii oshibok obnaruzheniya [Recognition of flat images of group dot objects in the presence of detection errors]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Priborostroenie* [Proceedings of the Higher Educational Institutions. Instrument Making], 2006, no. 4, pp. 59–65.
13. Sadykov S. S. Algoritmy logicheskogo opredeleniya krivizny toчек diskretnoy linii [Algorithm of logical definition of curvature of points of the discrete line]. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh* [Algorithms, Methods and Systems of Data Processing], 2015, no. 1 (30), pp. 52–59.
14. Sadykov S. S., Stulov N. N. *Metody i algoritmy vydeleniya priznakov obektov v STZ* [Methods and algorithms of allocation of signs of objects in VS], Moscow, Goryachaya liniya-Telekom Publ., 2005. 204 p.
15. Sadykov S. S., Kulkov Yu. Yu. Raspoznavanie otdelnykh testovykh ploskikh obektov na osnove bezrazmernykh priznakov vypuklykh obolochek ikh binarnykh izobrazheniy [Recognition of separate test flat objects on the basis of dimensionless signs of convex covers of their bitmaps]. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh* [Algorithms, Methods and Systems of Data Processing], 2015, no. 4 (33), pp. 114–131.
16. Sadykov S. S., Kulkov Ya. Yu. Eksperimentalnoe issledovanie algoritma raspoznavaniya otdelnykh testovykh ploskikh obektov na osnove ikh bezrazmernykh konturnykh priznakov [Pilot study of an algorithm of recognition of separate test flat objects on the basis of their dimensionless planimetric signs]. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh* [Algorithms, Methods and Systems of Data Processing], 2015, no. 3 (32), pp. 76–90.
17. Stulov N. N. Sposob formirovaniya priznakov obektov v STZ invariantnykh k povorotu, perenosu i izmeneniyu masshtaba [Way of formation of signs of objects in STZ invariant to turn, transfer and change of scale]. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh* [Algorithms, Methods and Systems of Data Processing], 2005, no. 10, pp. 19–25.
18. Uchaev D. Yu., Brumshteyn Yu. M., Azhmukhadov I. M., Knyazeva O. M., Dyudikov I. A. Analiz i upravlenie riskami, svyazannymi s informatsionnym obespecheniem chelovekomashinnykh ASU tekhnologicheskimi protsessami v realnom vremeni [The analysis and risk management, the technological processes connected with information support of human-machine ACS in real time]. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Control and High Technologies], 2016, no. 2, pp. 82–97.
19. Yakovleva V. S., Gostev I. M. O postroenii vysokoskorostnoy sistemy po obrabotke izobrazheniy i raspoznavaniyu obrazov [About creation of high-speed system on processing of images and recognition of images]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Priborostroenie* [Proceedings of the Higher Educational Institutions. Instrument Making], 2005, no. 2, pp. 59–61.

УДК 631.151:[681.3.06]

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННОГО КЛАСТЕРА РЕГИОНА КАК СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

Статья поступила в редакцию 25.10.2016, в окончательном варианте – 29.11.2016.

Кахриманова Алина Сабировна, аспирант, Астраханский государственный технический университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 16, e-mail: kakhrimanova_as@mail.ru

Щербатов Иван Анатольевич, кандидат технических наук, доцент, Астраханский государственный технический университет, 414025, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 16, e-mail: sherbatov2004@mail.ru

Обеспечение продовольственной безопасности государства и организация импортозамещения в сельском хозяйстве страны (они определяются государственными программами развития) напрямую связаны с эффективностью функционирования региональных сельскохозяйственных комплексов. Рассмотрение сельского хозяйства как социально-экономической системы (взаимодействующих систем экономики и общества) предполагает обособление сельскохозяйственного кластера и его анализ как организационной системы – с выделением ее организационной структуры, множества допустимых действий для лиц принимающих решения, предпочтений и информированности участников взаимодействия. В работе проведен системный анализ сельскохозяйственного кластера Астраханской области как социально-экономической системы, выделены ее цели, критерии полноты их достижения, построены теоретико-множественные модели для цели и процессов функционирования системы.