

УДК 681.518.3

**Разработка подвижной платформы мехатронного комплекса и реализация  
алгоритмов управления и распознавания на основе карт Кохонена**

**Н.С. Мозер<sup>(1)</sup>, А.Л. Мозер<sup>(2)</sup>, К.В. Парфентьев<sup>(3)</sup>**

*(1),(2) Магистрант, (3) специалист, кафедра «Системы автоматического управления»  
МГТУ им. Н.Э. Баумана, г. Москва, Россия*

*Научный руководитель: Гаврилов А.И.,  
к. т. н., доцент кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э.  
Баумана, г. Москва, Россия*

МГТУ им. Н.Э. Баумана

[mozer.arthur@me.ru](mailto:mozer.arthur@me.ru)

В работе рассмотрены вопросы проектирования систем управления мехатронными устройствами на примере двухступенной подвижной платформы включающей в себя подсистему мониторинга и распознавания подвижных объектов. В частности, исследованы такие аспекты, как режимы работы шаговых двигателей, методы управления исполнительными механизмами подвижной платформы, вопросы сопряжения элементной базы и схемы управления с ПК. Для успешного решения задачи распознавания применяются нейросетевые подходы.

Научная ценность работы заключается в построении:

- прецизионного устройства позиционирования подвижной платформы с установленным на ней устройством специального назначения, обеспечивающего заданную точность наведения устройства на подвижный объект.
- интерфейсных устройств мехатронного многофункционального комплекса, обеспечивающих на программно-аппаратном уровне взаимодействие между основными узлами установки и управление в реальном времени траекторией перемещения подвижной платформы с установленным на ней устройством специального назначения;

- алгоритмов распознавания на основе карт Кохонена, изучении процессов обучения нейронных сетей и тестирование полученного программного обеспечения.

Подвижной платформа с закрепленным на ней устройством специального назначения представляет собой поворотную платформу с двумя степенями свободы, обеспечивающую наведение устройства специального назначения в заданную точку пространства (телесный угол). В качестве устройства специального назначения на платформу может быть установлена длиннофокусная фото- видеокамера, предназначенная для захвата детализированного изображения объекта интереса, рабочий инструмент, выполняющий технологические операции с объектом интереса, или иное устройство.

Система сопровождения траектории состоит из:

- Устройства сопряжения между РС и микроконтроллером;
- Микроконтроллера;
- Силовая часть (драйвер управления исполнительными механизмами);
- Два исполнительных механизма;
- Платформа для крепления устройства специального назначения;
- ПО микроконтроллера.

Движение платформы осуществляется двумя двигателями постоянного тока, которые управляются с помощью микроконтроллера ATmega16. На микроконтроллере реализован ПИД+ПД регулятор, который регулирует скорость вращения и угол поворота двигателя в соответствии с заданными значениями, получаемыми от персонального компьютера. Скорость и угол поворота двигателей контролируются посредством инкрементных энкодеров.

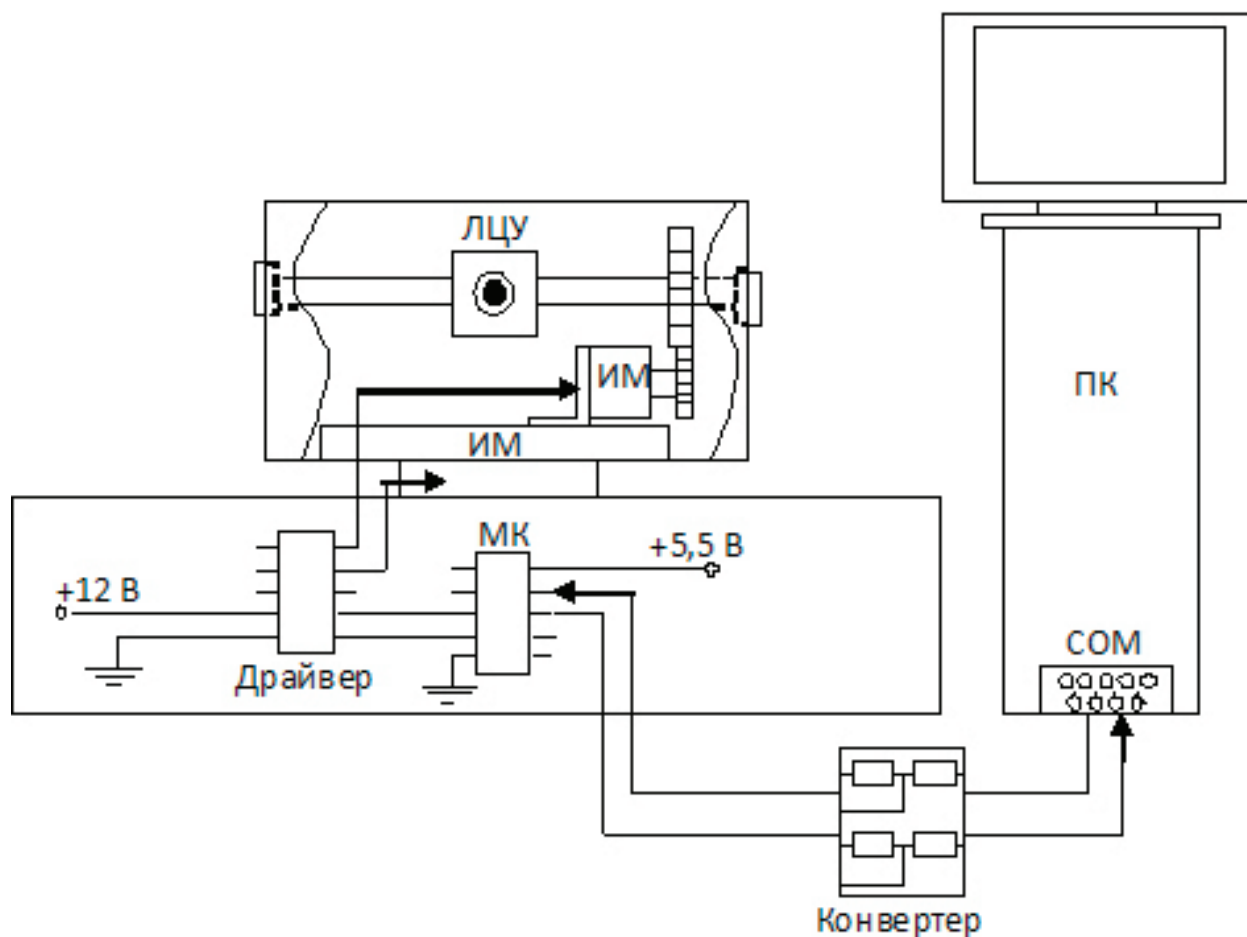


Рис. 1. Общий вид подвижной платформы ССПО

На рисунке:

ЛЦУ – лазерный целеуказатель;

ИМ – исполнительный механизм;

Конвертер – электрическая схема преобразования сигнала;

МК – микроконтроллер;

Драйвер – электрическая схема управляемого питания двигателей;

ПК – персональный компьютер;

COM – последовательный порт типа RS-232 DB-9 или COM-порт.

#### *Двигатель Постоянного Тока*

Двигатель постоянного тока — электрическая машина, машина постоянного тока, преобразующая электрическую энергию постоянного тока в механическую энергию.

Двигатель состоит из якорной обмотки (ротора с якорной обмоткой), статора, щётчного узла. ДПТ являются обратимыми электрическими машинами, то есть в определенных условиях способны работать как генераторы.

### Принцип работы

На рамку с током, находящуюся в магнитном поле возбуждения статора, действуют силы, создающие момент на роторе.

### Достоинства и недостатки ДПТ

Достоинства:

- Простота устройства и управления
- Практически линейные механическая и регулировочная характеристики двигателя

Недостатки:

- Необходимость профилактического обслуживания коллекторно-щёточных узлов
- Ограниченный срок службы из-за износа коллектора

### Модель двигателя постоянного тока

Модель двигателя постоянного тока представляется в виде структурной схемы, показанной на рисунке 2.

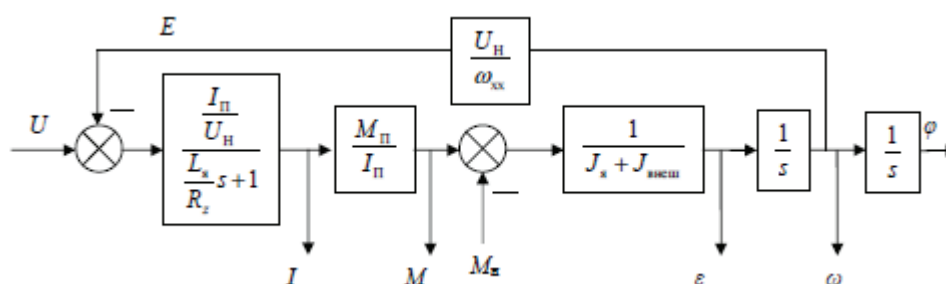


Рис. 2 Структурная схема двигателя постоянного тока

Здесь  $U$  – входное напряжение на двигателе.  $I_n$  – пусковой ток двигателя (константа).  $U_n$  – номинальное напряжение, на которое рассчитан двигатель (константа).  $E$  – противо ЭДС, возникающая в двигателе при вращении ротора двигателя (напряжение, вырабатываемое двигателем в режиме генератора).  $I$  – текущее значение потребляемого тока.  $L_a$  – индуктивность якоря двигателя (константа).  $R_a$  – сопротивление якоря двигателя (константа).  $M_n$  – пусковой момент двигателя (константа).  $M_{вн}$  – внешний момент нагрузки на двигатель.  $M$  – действующий момент двигателя.  $J_a$  – собственный момент инерции ротора двигателя, измеренный на холостых оборотах (константа).  $J_{внеш}$  – внешний момент инерции механизмов, связанных с ротором двигателя.  $\epsilon$  – угловое ускорение ротора

двигателя.  $\omega$  – угловая скорость ротора двигателя.  $\omega_{xx}$  – скорость холостого хода ротора двигателя.  $\varphi$  – угол поворота вала двигателя.  $s$  – оператор Лапласа.

При реализации алгоритмов управления важно соблюдать заданный такт расчета, в противном случае неравномерность такта расчета сказывается на работе двигателя: появляются посторонние шумы и высокочастотные колебания.

Однако алгоритм расчета регулятора в зависимости от различных условий может выполняться переменное число тактов [1].

Поэтому за алгоритм расчета регулятора отвечает прерывание от 1-го таймера, который четко в одно и то же время вызывает процесс расчета регулятора. Первыми же инструкциями в этом процессе формируется уставка на ШИМ, рассчитанная на предыдущем такте расчета и сохраненная в глобальной переменной.

Другой таймер отвечает за процесс опроса датчиков. Этому процессу отдается приоритет.

Основной цикл программы производит инициализацию устройств микропроцессора, после чего в нем осуществляются процессы с самым низким приоритетом – обмен данными с ЭВМ верхнего уровня.

В качестве модуля, отвечающего за выделение движущихся объектов в кадре использовалось программный пакет Aforge. Преимущество данного программного обеспечения заключается в том, что, во-первых, оно написано на языке C#, тем самым исключая работу по трансляции кода применительно к рассматриваемой работе, во-вторых, в своем составе продукт имеет базовый код из проекта DirectShow, позволяющий без лишних затрат работать с видео-потокком.

В качестве тестового метода выделения подвижного объекта был принят детектор разницы между соседними кадрами.

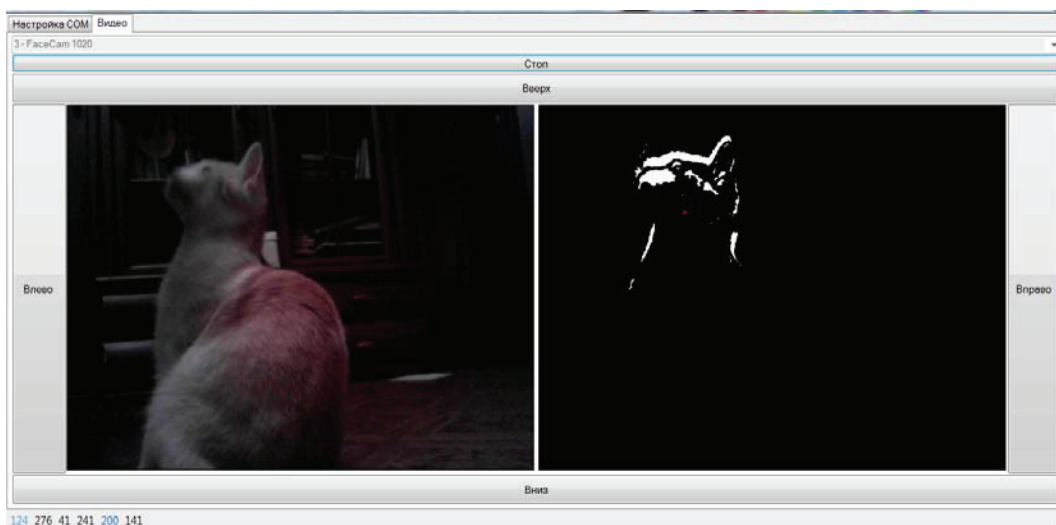


Рис. 3. Окно приложения проекта

Для связи микроконтроллера с компьютером используется полнодуплексный универсальный синхронно-асинхронный последовательный приемопередатчик (UniversalSynchronousandAsynchronousserialReceiverandTransmitter— USART).

USART является очень гибким устройством последовательной передачи информации. Он имеет следующие основные особенности:

- полнодуплексная организация (независимые регистраторы последовательного приема и передачи);
- синхронный и асинхронный режимы работы;
- синхронизация как от ведущего, так и от ведомого устройства;
- выбор скорости передачи информации в широких пределах;
- поддержка кадров длиной 5—9 битов и 1 или 2 стоп-бита;
- аппаратная поддержка генерации и проверки сигнала четности;
- обнаружение переполнения данных; - обнаружение ошибок кадрирования;
- низкоуровневая цифровая фильтрация и обнаружение ложного стопового бита;
- три источника прерывания: «Передача завершена», «Регистр данных передатчика пуст», «Прием завершен»;
- режим межпроцессорной связи;
- двухскоростной режим асинхронной передачи

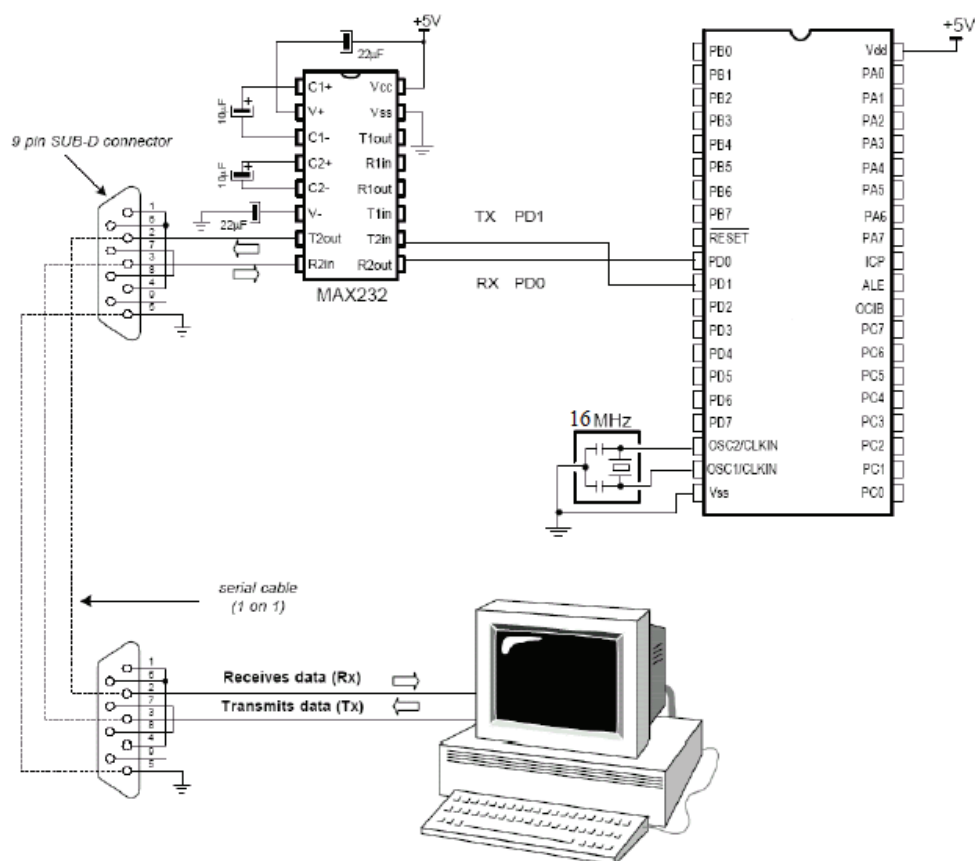


Рис. 4. Аппаратная реализация сопряжения микроконтроллера и персонального компьютера

Уровни логических единиц и нулей разные на микроконтроллере и на COM-порте персонального компьютера. У микроконтроллера 0-5В, а у COM-порта -12+12В. Для правильной работы необходимо согласовать эти уровни между собой. В данной работе для этих целей используется стандартная микросхема MAX232.

Поток данных, передаваемых по каналу UART, представляет собой совокупность посылок или кадров. Каждый кадр содержит стартовый бит, восемь или девять битов данных и стоповый бит. Стартовый бит имеет уровень логического 0, стоповый – уровень логической 1.

Скорость передачи данных может варьироваться в широких пределах, причем высокие скорости передачи могут быть достигнуты даже при относительно низкой тактовой частоте микроконтроллера.

Известно, что при передаче данных могут произойти различные сбои [2]. Модуль UART, реализованный в микроконтроллерах, способен при приеме обнаруживать ошибку формата и переполнение.

Для взаимодействия с программой в модуле предусмотрены прерывания при наступлении следующих событий: прием завершен, регистр данных передатчика пуст, передача завершена.

Выводы микроконтроллера, используемые модулем UART, являются линиями порта PD. В качестве входа приемника (RXD) используют вывод PDO, а в качестве выхода передатчика (TXD) – вывод PD1.

Принимаемые и передаваемые данные (восемь разрядов) хранятся в регистре UDR. Физически регистр UDR состоит из двух отдельных регистров, один из которых используется для передачи данных, другой – для приема. При чтении регистра UDR выполняется обращение к регистру приемника, при записи – к регистру передатчика.

В данной работе для связи микроконтроллера и компьютера используется пакет из 8 бит, где 5-й и 6-й бит несут информацию о количестве шагов и направлении для шагового двигателя, а биты с 0-го по 5-й для сервомашинки.

Скорость передачи данных равна 38400бод.

*Структура SOM и алгоритм обучения*

Стратегия метода построения SOM заключается в представлении множества экспериментальных данных в виде топологической карты – решетки размерностью  $n \times m$ , состоящей из нейронов. Каждый нейрон представляет собой вектор, определяющий в  $d$  – мерном пространстве признаков некоторую характерную точку [4]. В результате реализации алгоритма обучения вектора-нейроны распределяются в пространстве признаков, аппроксимируя статистические взаимосвязи между данными обучающего множества.

Рассмотрим общую форму алгоритма обучения:

- Пусть задан набор векторов  $M = \{m_i\} \quad i = \overline{1 \dots n}$ , где  $m_i$  — “нейроны” карты (синаптические весовые вектора), он задан на некоторой регулярной сетке, задающей топологию, на которую будут отображаться данные выборки.
- Введем в пространстве векторов меру близости  $d(x, y)$ . Выбирая из обучающего множества вектора данных, найдем вектор-нейрон карты  $m_c$ , для которого выполняется условие  $d(x_j, m_c) = \min(d(x_j, m_i))$ . Этот нейрон и будет, пользуясь терминологией нейронных сетей, нейроном-“победителем” (в литературе по SOM, как правило, используется специальный термин “Bestmatchingunit” — BMU).
- Произведем настройку нейронов карты по рекурсивной формуле:  
$$m_i(t+1) = m_i + \alpha(t)h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)],$$
 где  $h_{ci}(t)$  — симметричная невозрастающая функция, определенная вокруг  $m_c$ , называемая “функцией близости” (она

определяет степень влияния нейрона—“победителя” на соседние нейроны),  $\alpha(t)$ — коэффициент обучения (убывающая функция времени), причем  $0 < \alpha(t) < 1$ .

Таким образом, на каждом шаге алгоритма обучения определяется ближайший (в силу заданной метрики) к поступившим на вход сети данным нейрон, который «подтягивается» к входным данным вместе со своими соседями, определяемыми функцией близости  $h_{ci}(t)$ . Графическая интерпретация основной идеи алгоритма обучения представлена на рис.1.

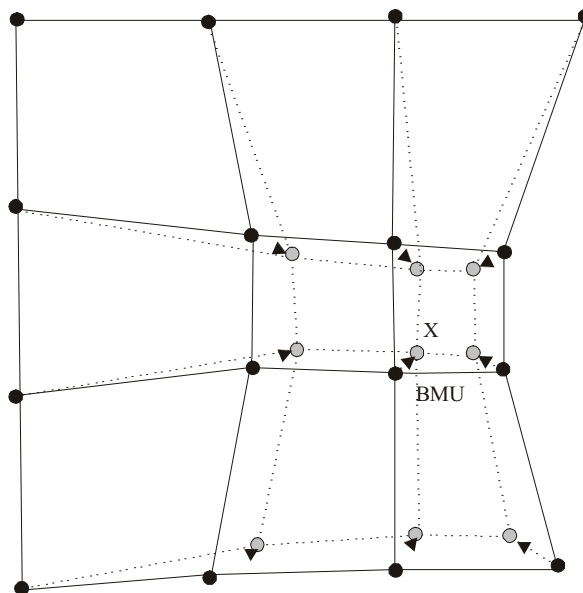


Рис. 5. Графическая интерпретация основной идеи алгоритма обучения SOM

#### *Разработка нейросетевой структуры для распознавания изображений.*

В качестве программного обеспечения использовался пакет Matlab R2010a . Задача распознавания решалась следующим способом: в качестве векторов рассматривалась последовательность строк пикселей. Также добавлялась еще одна координата, идентификатор объекта (1,2,3 и т.д.). Находился нейрон победитель. И считывалась метка принадлежности этого нейрона какому-либо объекту. Также вводилось ограничение на декартово расстояние. В случае, если нейрон победитель находился слишком далеко от исходного вектора, принадлежность этого вектора объекту не подтверждалась.

Алгоритм будет выглядеть следующим образом:

#### *Инициализация*

Наиболее распространены три способа задания первоначальных весов узлов:

1. Задание всех координат случайными числами.

2. Присваивание вектору веса значение случайного наблюдения из входных данных.

3. Выбор векторов веса из линейного пространства, натянутого на главные компоненты набора входных данных.

#### *Основной цикл*

Пусть  $t$  — номер итерации (инициализация соответствует номеру 0).

1. Выбрать произвольное наблюдение  $x(t)$  из множества входных данных.

2. Найти расстояния от него до векторов веса всех узлов карты и определить ближайший по весу узел  $M_c(t)$ . Это — ВМУ. Условие на  $M_c(t)$ :

$$|x(t) - m_c(t)| \leq |x(t) - m_i(t)|, \quad (1)$$

для любого  $m_i(t)$ , где  $m_i(t)$  — вектор веса узла  $M_i(t)$ . Если находится несколько узлов, удовлетворяющих условию, ВМУ выбирается случайным образом среди них.

3. Определить с помощью функции  $h$  (функции близости) соседей  $M_c$  и изменение их векторов веса.

#### *Задание $h$*

Функция определяет "меру близости" узлов  $M_i$  и  $M_c$  и изменение векторов веса. Она должна постепенно уточнять их значения, сначала у большего количества узлов и сильнее, потом у меньшего и слабее. Часто в качестве функции близости используется функция гаусса:

$$h_{ci}(t) = \alpha(t) e^{\left( -\frac{\|r_i - r_c\|^2}{2\sigma^2(t)} \right)} \quad (2)$$

где  $0 < \alpha(t) < 1$  — коэффициент обучения, монотонно убывающий с каждой последующей итерацией (то есть определяющий приближение значения векторов веса ВМУ и его соседей к наблюдению; чем больше шаг, тем меньше уточнение);

$r_i, r_c$  — координаты узлов  $M_i$  и  $M_c$  на карте;

$\sigma(t)$  — монотонно убывающая функция времени.

Параметры  $\alpha, \sigma$  и их характер убывания задаются аналитиком.

#### *Изменение векторов веса*

Изменить вектор веса по формуле:

$$m_i(t) = m_i(t-1) + n_{ci}(t) \cdot (x(t) - m_i(t-1)) \quad (3)$$

Таким образом, вектора веса всех узлов, являющихся соседями ВМУ, приближаются к рассматриваемому наблюдению.

#### *Разметка карты*

Для каждого вектора из обучающего множества находится ВМУ и каждому из этих ВМУ присваивается идентификатор (метка), означающая номер объекта (1,2,3). Эта номер может обозначать какому именно объекту принадлежит данная фотография.

#### *Вычисление ошибки карты*

Например, как среднее арифметическое расстояний между наблюдениями и векторами веса соответствующих им ВМУ:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - m_c|, \quad (4)$$

где N - количество элементов набора входных данных.

#### *Тестирование карты (распознавание)*

1. Для тестирования тоже находился ВМУ  $M_c(t)$  для вектора распознаваемой фотографии.  $|x(t) - m_c(t)| \leq |x(t) - m_i(t)|$

2. Проводилась проверка на расстояние тестируемого вектора от ВМУ  $\sqrt{\sum (x_i(t) - m_{ci}(t))^2} \leq C$  где C – заранее выбранное ограничение.  $x_i$  - координаты тестируемого вектора.  $m_{ci}$  - координаты вектора ВМУ.

3. Считывалась метка объекта и по ней определялась принадлежность тестируемой фотографии какому либо объекту.

#### *Применение преобразования Фурье, синусных и косинусных преобразований с целью повышения эффективности системы.*

Для повышения эффективности распознавания можно использовать преобразование Фурье, синусное и косинусное преобразование. Они позволяют перевести полученные координаты яркостей в частотную область. Также эти преобразования могут сократить количество существенной информации. По этим причинам подобные преобразования нашли себе применение в сжатии файлов, например, с расширением .jpeg.

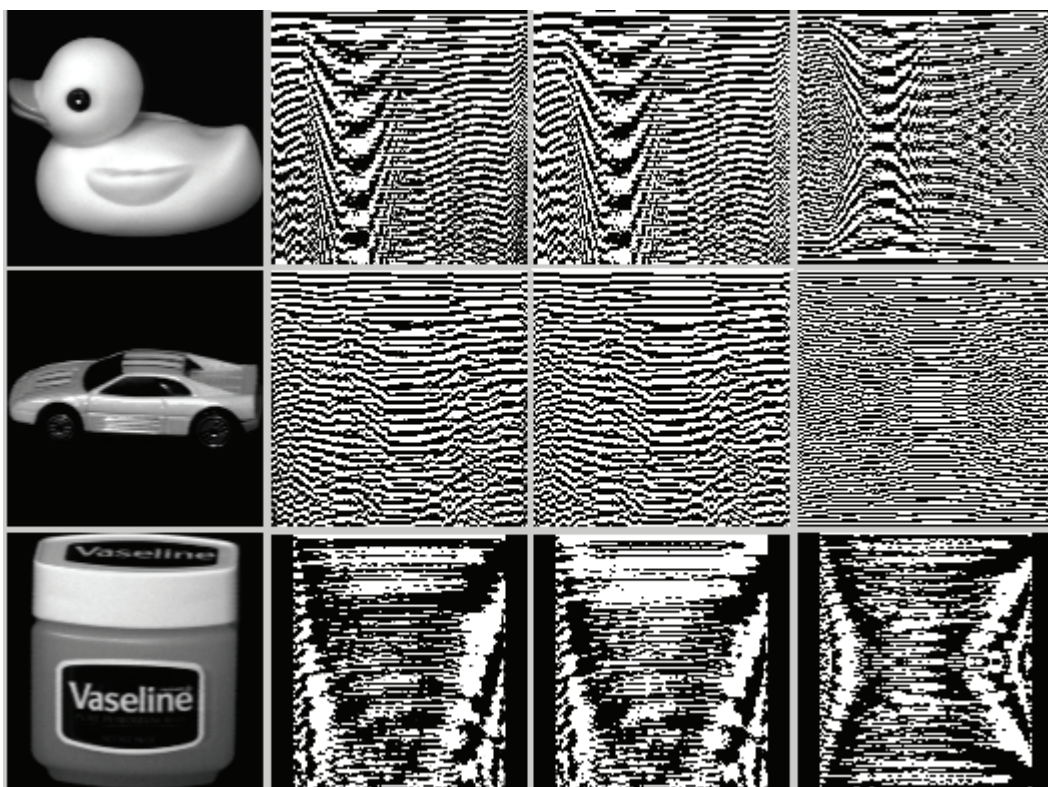


Рис. 9. Слева направо: оригинал, косинусное преобразование, синусное преобразование, преобразование Фурье

#### *Моделирование. Распознавание лиц.*

Для решения этой задачи использовалась база данных Orl[5]. Она содержит фотографии 20 личностей, по 10 на каждого. Все фотографии в этой базе уже изначально полутоновые и обладают хорошим контрастом, поэтому из предварительной обработки изображения использовалась только операция масштабирования. Фотографии сжимались до разрешения 23 по горизонтали и 28 по вертикали. Таким образом, каждый вектор будет иметь 644 координаты пикселей, плюс одну координату идентификатор. Также производилось синусное преобразование для улучшения результатов.

Для обучения использовалось 80 фотографий 10 личностей (по 8 фотографий на каждую личность). Оставшиеся две фотографии будут использоваться для тестирования. Также для тестирования будут использоваться 10 фотографий личностей, не входящих в обучающую выборку. Примеры фотографий из базы данных приведены на рисунке 10, красным отмечены фотографии, используемые для тестирования.

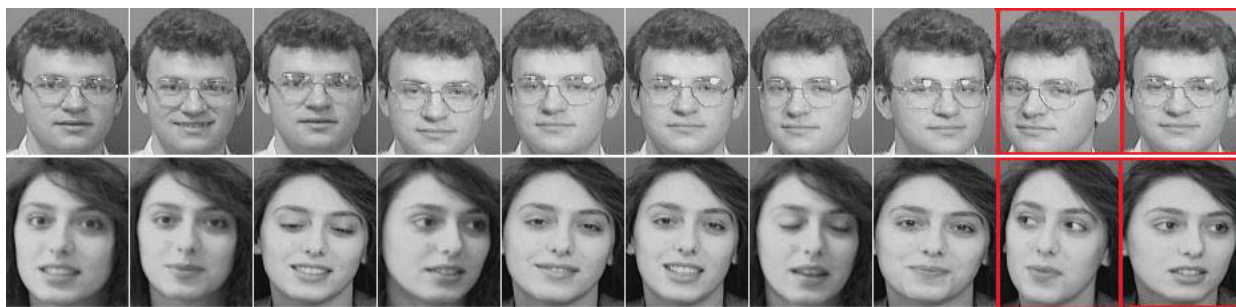


Рис. 10. Фотографии базы данных Orl

Результаты обучения и разметки приведены на рисунке 11.

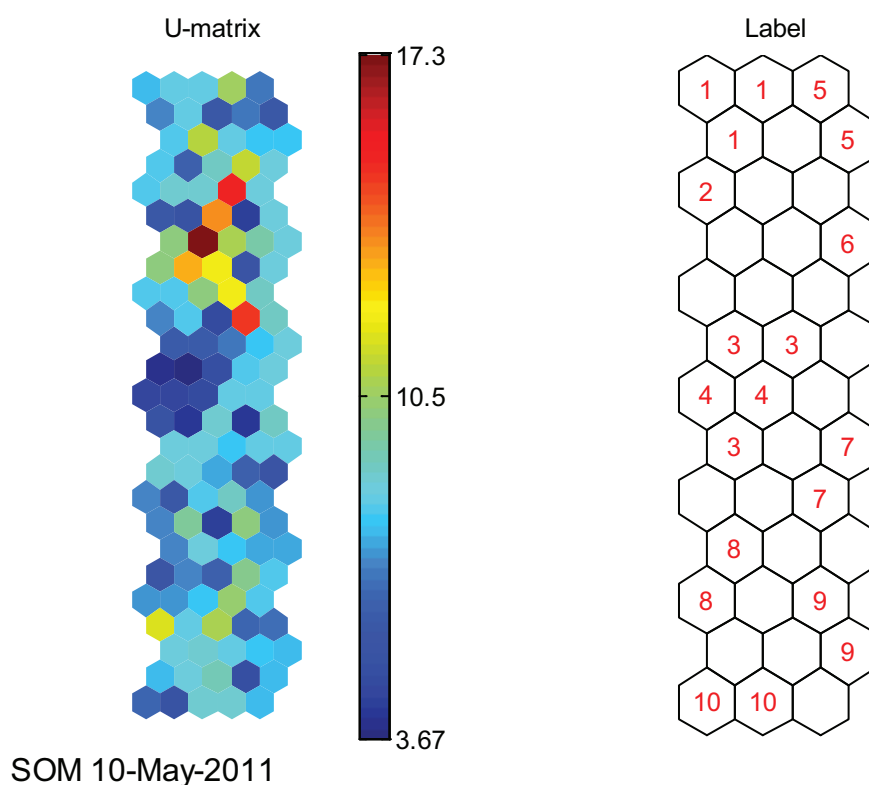


Рис. 11. Карта размером 13 на 3

Результаты тестирования данной карты: 5% ошибок первого рода (система не распознавала знакомый объект) и 0% ошибок второго рода (система распознавала ложный объект).

#### *Заключение*

Результатом проведенных работ является составленная определенная структурная схема будущей платформы. В системе регулирования параметров электродвигателей решено использовать ПИД+ПД регулятор ввиду его несомненных достоинств по параметрам точности позиционирования и компенсации внешних нагрузок. Для контроля показателей скорости целесообразней будет выбор 5-ти канального оптического энкодера <http://sntbul.bmstu.ru/doc/567870.html>

с индексной меткой и 256 метками на оборот. Это позволит, не сильно усложняя алгоритмическую составляющую системы управления платформой, определять направление текущего движения вала, и также в достаточной степени точно определять его скорость методом заполнения. Для компенсации инерции выходных валов электродвигателей под воздействием внешних нагрузок конструктивных составляющих платформы имеет смысл использовать хотя бы 2х ступенчатый редуктор, проектирование которого, а также прочих конструктивных элементов, лежит в перспективе данной работы. В качестве контроллера планируется использовать микроконтроллер семейства AVR AT8515 или подобный ему [2]. Встроенная RC-цепь на 8 МГц, с возможностью увеличения частоты работы контроллера до 16 МГц с помощью подключения внешнего кварцевого резонатора позволят, при номинальной скорости электродвигателя примерно в 2200 об/мин, снимать показания с энкодера с частотой примерно 9,3 КГц. При использовании метода заполнения данные возможности существенно расширяются. Помимо этого, изложена теория самоорганизующихся карт Кохонена [4]. Приведен алгоритм распознавания с использованием этой технологии. Рассмотрены методы предварительной обработки изображений, а, также преобразования Фурье, синусное и косинусное преобразования и, по результатам исследования, подтверждена целесообразность их применения. Успешно решена задача распознавания лиц, транспортных средств и дефектов сварных соединений с использованием карт Кохонена.

### **Список литературы**

1. Ратмиров Валерий Аркадьевич, Ивоботенко Борис Алексеевич Шаговые двигатели для систем автоматического управления. Госэнергоиздат. 1962г. 128с.
2. Ревич Ю.В. Практическое программирование микроконтроллеров AtmelAVR на языке ассемблера 2-е изд., испр. СПб.: БХВ-Петербург, 2011. 352 с.: ил.-(Электроника)
3. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления: Учебник/ Под общ.ред. К.А.Пупкова. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э.Баумана, 2001. 774с., ил.
4. Kohonen T. Self-Organization and Associative Memory. - New-York: Springer - Verlag, 1988. 620 p.