

М.В. БОБЫРЬ, А.Е. АРХИПОВ, А.С. ЯКУШЕВ
**РАСПОЗНАВАНИЕ ОТТЕНКА ЦВЕТОВОЙ МЕТКИ НА
ОСНОВЕ НЕЧЁТКОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ**

Бобырь М.В., Архипов А.Е., Якушев А.С. Распознавание оттенка цветовой метки на основе нечёткой кластеризации.

Аннотация. Рассматривается задача определения текущего положения пневматических исполнительных механизмов. Решение поставленной задачи достигается введением системы технического зрения, позволяющей на основе метода нечеткой кластеризации определять в режиме реального времени координаты центра цветовой метки, установленной на исполнительных механизмах мехатронного комплекса и позицию её смещения. Целью работы является повышение точности распознавания цветовой метки для прецизионного позиционирования исполнительных механизмов мехатронного комплекса и повышение быстродействия дефазификатора за счет распараллеливания вычислительных процедур в нем.

Интеллектуализация процесса распознавания цветового оттенка производится на основе нечёткой кластеризации. Сначала строится нечеткая модель, позволяющая в зависимости от входных параметров интенсивности цвета по каждому из каналов RGB и составляющей цветового тона выделять на изображении заданный цвет. Затем осуществляется бинаризация цветного изображения и подавление шумов.

При моделировании нечеткой системы авторами были применены две модели дефазификации: на основе метода центра тяжести и на основе отношения площадей. Модель, реализованная на основе метода отношения площадей, позволяет убрать зоны нечувствительности, которые присутствуют в модели центра тяжести. Метод на основе отношения площадей определяет принадлежность пикселей к заданному цветовому тону, и после этого расположение цветовой метки в кадре изображения определяется на основе определения центра тяжести распознанных пикселей цветовой метки. В последующем, при перемещении исполнительного механизма в продольном направлении, система технического зрения определяет расположение цветовой метки в новом кадре. Разность положений цветовой метки на исходном и текущем изображениях позволяет определить расстояние смещения цветовой метки.

С целью исследования влияния шума на точность распознавания были использованы цифровые фильтры: медианный, Гауссовский, матричный и биномиальный. Анализ точности данных фильтров показал, что лучший результат получен при использовании Гауссовского фильтра. Оценка производилась на основе показателя сигнал-шум. Реализация математической модели распознавания цветовой метки выполнена в среде Matlab/Simulink. Экспериментальные исследования работоспособности системы технического зрения с предложенной нечёткой моделью кластеризации проводились на пневматическом мехатронном комплексе. В ходе экспериментов на корпусе цилиндра закреплялась цветровая метка, после чего цилиндр перемещался по направляющим в продольном направлении. В процессе перемещения выполнялась видеофиксация и распознавание изображений. Для определения точности распознавания цветовой метки рассчитаны коэффициенты PSNR и RMSE, которые составили 38,21 и 3,14 соответственно. Точность определения смещения на основе разработанной модели распознавания цветových меток достигла 99,7 %. Быстродействие дефазификатора увеличилось до 590 нс.

Ключевые слова: нечёткая кластеризация, распознавание цветового оттенка, нечёткая логика, RMSE, PSNR, MAPE

1. Введение. В настоящее время в условиях развития вычислительных устройств и современных средств автоматизации особая роль

в гибких автоматизированных производствах (ГАП) уделяется вопросам определения текущего местоположения исполнительных механизмов мехатронных комплексов. Как правило, в современных мехатронных комплексах для определения их местоположения используются герконовые датчики, которые передают показания управляющему контроллеру. Контроллер, обрабатывая полученные данные, фиксирует местоположения исполнительных механизмов. При таком построении ГАП требуется большое количество следящих датчиков, но главным недостатком подобных систем управления является то, что они позволяют фиксировать местоположение исполнительных механизмов только в тех местах, где они установлены, так как данные датчики обладают инерционностью. Герконовый датчик представляет собой герконовый контакт, который срабатывает от воздействия магнита. Магнит в пневматических системах закрепляется внутри исполнительных механизмов (такие как пневматические цилиндры). Герконовые датчики имеют широкий пространственный диапазон срабатывания, т.е. геркон сработает при приближении магнита на определенном расстоянии и будет замкнутым продолжительное время при перемещении цилиндра. Как результат - цилиндр может проехать нужное нам положение, поэтому точность позиционирования за счет герконов не велика.

Для повышения быстродействия подобных систем в ГАП используются системы технического зрения (СТЗ). Сфера применения СТЗ широкая, например, они позволяют распознавать речь человека и преобразовывать её в управляющие сигналы [1]. Требования, предъявляемые к СТЗ, установленным в робототехнических комплексах, детально рассмотрены в работах [2, 3, 4]. В статье [5] предлагается метод распознавания фрагментированных изображений листьев, основанный на сумме признаков и объединении нечетких цветовых и краевых текстурных гистограмм. Для распознавания используется цветовая и фактурная техника, причем используются все три цветовые характеристики: тон (H – hue), насыщенность (S – saturation) и значение (V – value). Задача распознавания и выделения цветовых оттенков в СТЗ актуальна и рассмотрена в следующих работах [6, 7, 8]. Активно ведутся научные исследования, связанные с повышением точности распознавания изображений, некоторые алгоритмы рассмотрены в работах [9-12]. Их использование оправдано наличием шумов в получаемых изображениях [13-15].

Одним из возможных решений задачи распознавания цветовых меток является использование дескрипторов FAST или FAST-ER [16, 17]. Указанные методы используют оригинальные меры на

основе определения суммы абсолютных разностей между центральной точкой и точками окружности. Это приводит к тому, что угловые точки распознаваемых прямоугольных меток будут неопределенны, поэтому их контур будет трудно выделить. Также при реализации дескрипторов FAST или FAST-ER в вычислениях используются операции, связанные с расчетом логарифмов и построением бинарных деревьев. Поэтому скорость вычисления в подобных алгоритмах составляет не менее нескольких миллисекунд. Для повышения быстродействия необходимо использовать многопостовую и конвейерную реализацию вычислений, например, использовать программируемые логические интегральные схемы (ПЛИС). Следует отметить, что реализация логарифмических операций на ПЛИС затруднительна и будет выполняться более чем за несколько сотен тактовых импульсов генератора.

При построении нечетких систем особую роль играет выбор метода дефаззификации (например, метод центра тяжести; среднего, первого или последнего максимумов; центра сумм; высот). К недостаткам данных методов относят: влияние результата дефаззификации только на нечеткое множество с наибольшей степенью активации; сужение интервала дефаззификации; нечувствительность метода при активации только одной выходной функции принадлежности [18]. Устранение данных проблем возможно за счет применения модели отношения площадей [19, 20].

Нами была предпринята попытка использовать для распознавания цветowych меток нечеткую логику, позволяющую исключать в своей структуре сложные математические вычисления. С этой целью нами был реализован на ПЛИС дефаззификатор, позволяющий реализовать нечеткий вывод за 59 тактовых импульсов генератора. В результате время его работы составило 590 нс [21].

При обработке изображений неизбежно возникают шумы, искажающие обрабатываемое и исходное изображения. Для компенсации шумов используются различные фильтры. В нашей работе мы исследовали четыре цифровых фильтра для фильтрации шумов на видеоизображениях и оценивали их на основе коэффициентов MARE и Accuracy. Также был разработан экспериментальный вычислительный комплекс, который позволил на основе предложенной модели нечеткой кластеризации цветов определять реальные координаты местоположения исполнительных механизмов мехатронного комплекса в режиме реального времени.

2. Постановка задачи. Поставим задачу повышения точности исполнительных механизмов мехатронного комплекса на основе

оценки показателей MAPE (Mean Absolute Percentage Error – средняя абсолютная ошибка в процентах) и Accuracy, рассчитываемых по формулам:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|L_i - L_{\text{set}i}|}{L_i} \rightarrow \min, \quad (1)$$

$$(1 - \text{MAPE}) \cdot 100 \rightarrow 100\%, \quad (2)$$

где L_i – расстояние смещения цветовой метки, определенное СТЗ; $L_{\text{set}i}$ – фактическое расстояние смещение цветовой метки; n – число измерений в эксперименте; i – номер измерения ($i = 1 \dots n$).

Также поставим задачу повышения точности распознавания цветовой метки на основе оценивания коэффициентов PSNR (Peak Signal-To-Noise Ratio – пикового отношения сигнал/шум) и RMSE (Root Mean Square Error – корень из среднеквадратичной ошибки), вычисляемые по формулам:

$$\text{PSNR} = 20 \log \left(\frac{\text{MAX}}{\text{RMSE}} \right) \rightarrow \max, \quad (3)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{hw} \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w (I_{Fij} - I_{Fsetij})^2} \rightarrow \min, \quad (4)$$

где MAX – максимальное значение пикселя из значений RGB (для 8-ми битного изображения MAX = 255); w – ширина кадра в пикселях; h – высота кадра в пикселях; I_{Fij} – значение бинаризованного пикселя после фильтрации с координатами i, j ; I_{Fsetij} – эталонное значение бинаризованного пикселя с координатами i, j .

Следует отметить, что с помощью формулы (3) определялось отношение количества точек на эталонном изображении и количество точек, которое определялось с помощью нашего метода. При этом источником шума является ПЗС (CMOS) матрица видеокамеры.

При фильтрации изображения использовалась следующая формула:

$$I_F = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{l=1}^3 \sum_{p=1}^3 I_{Bl,p} \cdot \frac{MAX+1}{k} \cdot m_{l,p} \geq T \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}, \quad (5)$$

где I_F – значение бинаризованного пикселя после фильтрации; $I_{Bl,p}$ – значение бинаризованного пикселя; l, p – размеры окна фильтрации (3x3); k – коэффициент, позволяющий привести значения к диапазону от 0 до 1; T – пороговое значение; $m_{l,p}$ – матричные коэффициенты фильтров; 256 – коэффициент, использующийся для перевода вещественных чисел диапазона от 0 до 1 в целочисленные значения в диапазоне от 0 до 256.

Числовые значения матричных коэффициентов фильтров сведены в таблицу 1.

Таблица 1. Значения матричных коэффициентов фильтров $m_{l,p}$

Тип филь-тра	Логический	Линейный		
	Медианный	Матричный	Гауссовский	Биномиальный
к	1	16	6	2.6
Матричные коэффициенты филь-тра	$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.5 & 0.75 & 0.5 \\ 0.75 & 1 & 0.75 \\ 0.5 & 0.75 & 0.5 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 1 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 \end{bmatrix}$
Порог	$T \in [2, 8]$	$T \in [60, 120]$	$T \in [60, 120]$	$T \in [110, 170]$

Следует уточнить, что для логического медианного фильтра умножение на 256 не производится. В остальных трех фильтрах параметр k применяется для нормализации значений, полученных после фильтрации в один диапазон. Например, для Гауссовского фильтра k определяется суммой коэффициентов матрицы, например, $k=(4 \cdot 0.5+4 \cdot 0.75+1)=6$.

Также следует уточнить, что мы используем логический медианный фильтр, который не соответствует классическому определению, но это действительно медианный фильтр, представленный в виде матрицы для унификации представления фильтра. В классическом медианном фильтре значения отсчетов внутри окна сортируются в порядке возрастания и в качестве выхода фильтра берется значение, находящееся в середине списка. В нашем случае фильтрация применяется к бинарному изображению, где используется два логических значения «0» и «1». Поэтому в логическом медианном фильтре нет необходимости в сортировке – значение на выходе

фильтра зависит только от количества единичных значений в сетке размером 3×3 . Более того, за счет варьирования порогового значения T существует возможность выбирать в качестве значения фильтра не только средний элемент, но и предыдущий или последующий.

3. Метод распознавания цветовой метки и вычисления её смещения. Рассмотрим математическую нечёткую MISO-модель кластеризации распознавания цветового оттенка. Её входными параметрами являются три основных цвета и значение тона R, G, B, H (красный, зеленый, синий, цветовой тон) [18, 19]. Выходная переменная – CS (цветовой оттенок до кластеризации, color shade). Для входных переменных выбраны функции принадлежности треугольного вида, а для выходной – синглтонной формы. Для распознавания цветового оттенка используются две модели: RGB и HSV . Конвертация из RGB выполняется по формуле, представленной в работе [19].

Обоснование выбора переменной H для нечеткой модели заключается в следующем. Если рассмотреть палитру цветов (например, с помощью программы Paint), то для одного и того же диапазона величин цветового оттенка H видно, (например, для розового цвета) что цвет меняет оттенок от насыщенного розового до серого. Также для одного и того же диапазона величин H яркость будет меняться в зависимости от освещенности времени суток (например, утром, днем и вечером уровень освещенности цветовой метки будет разным), такие же изменения будут происходить при наличии различных источников света). Поэтому при использовании только 3-х основных цветов (RGB) экспериментальным путем мы установили, что возникает шум, который приводит к тому, что точность определения цвета не превышает 60%.

Распознавание цветового оттенка производится за шесть шагов.

Шаг 1. Формирование функций принадлежности.

Входная переменная R (0-256) разделена на три нечетких набора: [низкая (R_1), средняя (R_2), высокая (R_3)] и $R = [R_1; R_2; R_3]$, выражается в векторной форме. На рисунке 1а представлены функции принадлежности для переменной R .

Пример получения функции принадлежности входного параметра R рассчитывается по формуле (6):

$$\begin{aligned}
 R_1 &= \begin{cases} 0, & R \leq 0; \\ \frac{R-0}{64-0}, & 0 \leq R \leq 64; \\ \frac{128-R}{128-64}, & 64 \leq R \leq 128; \\ 0, & 128 \leq R. \end{cases} \\
 R_2 &= \begin{cases} 0, & R \leq 64; \\ \frac{R-64}{128-64}, & 64 \leq R \leq 128; \\ \frac{196-R}{196-128}, & 128 \leq R \leq 196; \\ 0, & 196 \leq R. \end{cases} \\
 R_3 &= \begin{cases} 0, & R \leq 128; \\ \frac{R-128}{196-128}, & 128 \leq R \leq 196; \\ \frac{256-R}{256-196}, & 196 \leq R \leq 256; \\ 0, & 256 \leq R. \end{cases}
 \end{aligned} \tag{6}$$

Входная переменная G (0-256) разделена на три нечетких набора: [низкая (G_1), средняя (G_2), высокая (G_3)] и $G = [G_1; G_2; G_3]$, выражается в векторной форме. На рисунке 1б представлены функции принадлежности для переменной G . Входная переменная B (0-256) разделена на три нечетких набора: [низкая (B_1), средняя (B_2), высокая (B_3)] и $B = [B_1; B_2; B_3]$, выражается в векторной форме. На рисунке 1в представлены функции принадлежности для переменной B . Входная переменная H (0-360) разделена на три нечетких набора: [низкая (H_1), средняя (H_2), высокая (H_3)] и $H = [H_1; H_2; H_3]$, выражается в векторной форме. На рисунке 1г представлены функции принадлежности для переменной H .

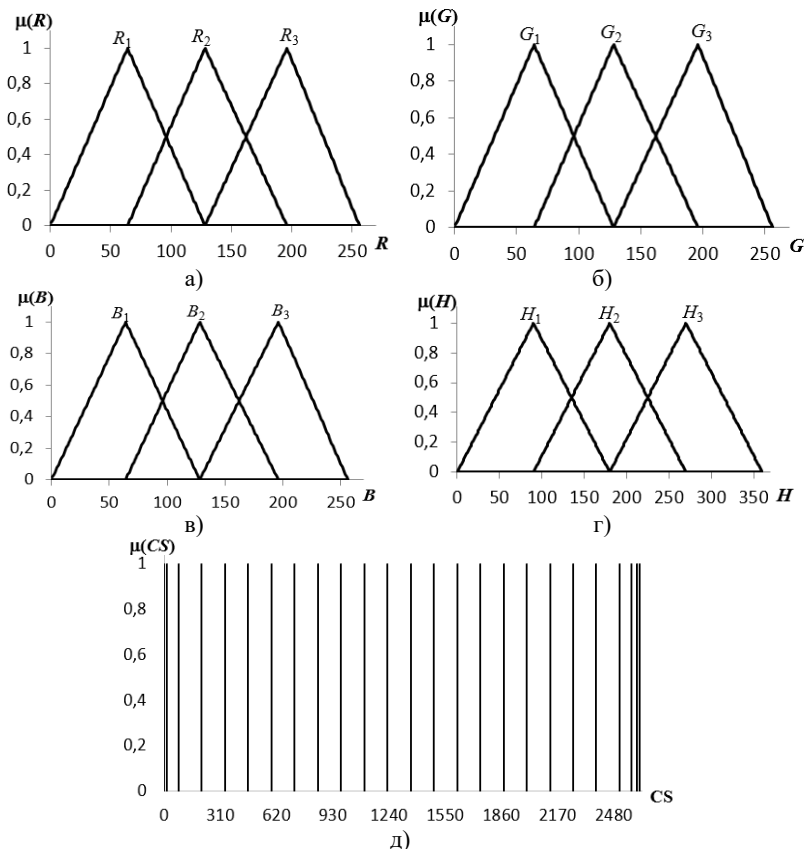


Рис. 1. Графики функций принадлежности для параметров: а) R , б) G , в) B , г) H , д) CS

Выходная переменная CS (цветовой оттенок после кластеризации) разделена на 25 нечетких наборов: [красный (CS_1), красный (CS_2), красный (CS_3), оранжевый (CS_4), оранжевый (CS_5), жёлтый (CS_6), жёлтый (CS_7), зелёный (CS_8), зелёный (CS_9), голубой (CS_{10}), голубой (CS_{11}), синий (CS_{12}), синий (CS_{13}), синий (CS_{14}), фиолетовый (CS_{15}), фиолетовый (CS_{16}), фиолетовый (CS_{17}), розовый (CS_{18}), розовый (CS_{19}), розовый (CS_{20}), розовый (CS_{21}), розовый (CS_{22}), розовый (CS_{23}), розовый (CS_{24}), розовый (CS_{25})] и $CS = [CS_1; CS_2; CS_3; CS_4; CS_5; CS_6; CS_7; CS_8; CS_9; CS_{10}; CS_{11}; CS_{12}; CS_{13}; CS_{14}; CS_{15}; CS_{16}; CS_{17}; CS_{18}; CS_{19}; CS_{20}; CS_{21}; CS_{22}; CS_{23}; CS_{24}; CS_{25}]$, выражается в векторной форме.

Шаг 2. Синтез нечётких правил. Нечёткие правила задаются в виде:

If R is R_i , G is G_i , B is B_i , H is H_i , Then CS is CS_i .

В упрощенном виде правила представляются в форме $R_i, G_i, B_i, H_i, \rightarrow CS_i$. Учитывая рекомендации [16], число нечетких правил для модели составило $r^k=3^4=81$ (где r – количество функций принадлежности у нечеткой переменной, k – количество нечетких переменных). С учетом правила нечеткой композиции восемьдесят одно нечеткое правило сворачивается на двадцать пять уровней кластеризации (см. формулу 7):

$$\begin{aligned}
 M_1 &= (\min(R_1, G_1, B_1, H_1)); \\
 M_2 &= (\min(R_2, G_1, B_1, H_1)); \\
 M_3 &= \max(\min(R_3, G_1, B_1, H_1); \min(R_1, G_2, B_1, H_1)); \\
 M_4 &= \max(\min(R_1, G_1, B_2, H_1); \min(R_2, G_2, B_1, H_1)); \\
 M_5 &= \max(\min(R_2, G_1, B_2, H_1); \min(R_3, G_2, B_1, H_1); \min(R_1, G_3, B_1, H_1)); \\
 M_6 &= \max(\min(R_3, G_1, B_2, H_1); \min(R_1, G_2, B_2, H_1); \min(R_2, G_3, B_1, H_1)); \\
 M_7 &= \max(\min(R_1, G_1, B_3, H_1); \min(R_2, G_2, B_2, H_1); \min(R_3, G_3, B_1, H_1); \min(R_1, G_1, B_1, H_2)); \\
 M_8 &= \max(\min(R_2, G_1, B_3, H_1); \min(R_3, G_2, B_2, H_1); \min(R_1, G_3, B_2, H_1); \min(R_2, G_1, B_1, H_2)); \\
 M_9 &= \max(\min(R_3, G_1, B_3, H_1); \min(R_1, G_2, B_3, H_1); \min(R_2, G_3, B_2, H_2); \\
 &\quad \min(R_3, G_1, B_1, H_2); \min(R_1, G_2, B_1, H_2)); \\
 M_{10} &= \max(\min(R_2, G_2, B_3, H_1); \min(R_3, G_3, B_2, H_1); \min(R_1, G_1, B_2, H_2); \min(R_2, G_2, B_1, H_2)); \\
 M_{11} &= \max(\min(R_3, G_2, B_3, H_1); \min(R_1, G_3, B_3, H_1); \min(R_2, G_1, B_2, H_2); \\
 &\quad \min(R_3, G_2, B_1, H_2); \min(R_1, G_3, B_1, H_2)); \\
 M_{12} &= \max(\min(R_2, G_3, B_3, H_1); \min(R_3, G_1, B_2, H_2); \min(R_1, G_2, B_2, H_2); \min(R_2, G_3, B_1, H_2)); \\
 M_{13} &= \max(\min(R_3, G_3, B_3, H_1); \min(R_1, G_1, B_3, H_2); \min(R_2, G_2, B_2, H_2); \\
 &\quad \min(R_3, G_3, B_1, H_2); \min(R_1, G_1, B_1, H_3)); \\
 M_{14} &= \max(\min(R_2, G_1, B_3, H_2); \min(R_3, G_2, B_2, H_2); \min(R_1, G_3, B_2, H_2); \\
 &\quad \min(R_2, G_1, B_1, H_3)); \\
 M_{15} &= \max(\min(R_3, G_1, B_3, H_2); \min(R_1, G_2, B_3, H_2); \min(R_2, G_3, B_2, H_2); \\
 &\quad \min(R_3, G_1, B_1, H_3); \min(R_1, G_2, B_1, H_3)); \\
 M_{16} &= \max(\min(R_2, G_2, B_3, H_2); \min(R_3, G_3, B_2, H_2); \min(R_1, G_1, B_2, H_3); \min(R_2, G_2, B_1, H_3)); \\
 M_{17} &= \max(\min(R_3, G_2, B_3, H_2); \min(R_1, G_3, B_3, H_2); \min(R_2, G_1, B_2, H_3); \\
 &\quad \min(R_3, G_2, B_1, H_3); \min(R_1, G_3, B_1, H_3)); \\
 M_{18} &= \max(\min(R_2, G_3, B_3, H_2); \min(R_3, G_1, B_3, H_3); \min(R_1, G_2, B_2, H_3); \\
 &\quad \min(R_2, G_3, B_1, H_3)); \\
 M_{19} &= \max(\min(R_3, G_3, B_3, H_2); \min(R_1, G_1, B_3, H_3); \min(R_2, G_2, B_2, H_3); \\
 &\quad \min(R_3, G_3, B_1, H_3)); \\
 M_{20} &= \max(\min(R_2, G_1, B_3, H_3); \min(R_3, G_2, B_2, H_3); \min(R_1, G_3, B_2, H_3)); \\
 M_{21} &= \max((R_3, G_1, B_3, H_3); \min(R_1, G_2, B_3, H_3); \min(R_2, G_3, B_2, H_3)); \\
 M_{22} &= \max(\min(R_2, G_2, B_3, H_3); \min(R_3, G_3, B_2, H_3)); \\
 M_{23} &= \max(\min(R_3, G_2, B_3, H_3); \min(R_1, G_3, B_3, H_3)); \\
 M_{24} &= (\min(R_2, G_3, B_3, H_3)); \\
 M_{25} &= (\min(R_3, G_3, B_3, H_3)).
 \end{aligned}$$

Шаг 3. Вычисление чёткого значения цветового оттенка CS до кластеризации. Для решения этой задачи возможно использовать различные методы дефаззификации [23, 24, 2,]:

– дефаззификатор на основе метода центра тяжести:

$$CS = \frac{\sum_{i=1}^{25} M_i \cdot CS_i}{\sum_{i=1}^{25} M_i}; \quad (7)$$

– дефаззификатор на основе метода отношения площадей [18, 19]:

$$CS = \begin{cases} CS_{25} - \left(\left(\frac{\sum_{i=1}^{25} M_i}{n} \right) \cdot (CS_{25} - CS_1) \right) & \text{если } R > 128 \\ \left(\left(\frac{\sum_{i=1}^{25} M_i}{n} \right) \cdot (CS_{25} - CS_1) \right) + CS_1 & \text{если } R < 128 \end{cases}, \quad (8)$$

где CS_i – границы цветового оттенка до кластеризации согласно цветовому спектру (Таблица 1, столбец «Граница»).

Поясним вывод формулы (8).

1. Определение общей площади функций принадлежности выходной переменной $S_{общ}$. Используя выражение для расчета площади треугольника получим:

$$S_{общ} = n \cdot \frac{h \cdot b_1}{2},$$

где n – число термов выходной функции принадлежности ($n = 25$), h – высота функции принадлежности ($h = 1$); b_1 – основание функции принадлежности (для треугольной функции принадлежности) или разность между границами соседних термов (для синглтонных функций принадлежности, см. рис. 1д).

Для нашего примера формула примет вид $S_{общ} = n \cdot \frac{CS_i - CS_{i-1}}{2}$.

Пусть расстояние между границами одинаково, тогда $b_i = CS_i - CS_{i-1}$

$$\text{и } S_{общ} = \frac{nb_i}{2}.$$

2. Расчет общей площади фигуры выходной переменной после усечения термов выходной функции принадлежности, то есть после реализации формулы (7):

$$S_{общ_усеч} = \sum_{i=1}^{25} \left(\frac{M_i \cdot (CS_i - CS_{i-1})}{2} \right) = \frac{\sum_{i=1}^{25} M_i \cdot (CS_i - CS_{i-1})}{2} = \frac{\sum_{i=1}^{25} M_i \cdot b_i}{2}.$$

3. Вычисление отношения общей площади к площади усеченной фигуры:

$$D = \frac{S_{общ_усеч}}{S_{общ}} = \frac{\frac{\sum_{i=1}^{25} M_i \cdot b_i}{2}}{\frac{nb_i}{2}} = \frac{\sum_{i=1}^{25} M_i}{n}.$$

4. Дефаззификация четкого значения по формуле:

$$CS = [D \cdot (CS_{25} - CS_1)] + CS_1.$$

Окончательная формула для дефаззификации имеет вид (8).

При вычислении цветового оттенка по формуле (7) проявляются зоны нечувствительности нечеткой системы для выходной переменной CS, из-за чего выходная переменная не определяется во всем имеющемся для нее диапазоне. Данный недостаток отчетливо виден на рисунке 6а. Во временном диапазоне от 20 до 25 график выходной переменной в зоне розового оттенка уплотнен. Второй метод (формула 8.2) исправляет данный недостаток, что отчетливо видно на рисунке 6б.

Шаг 4. Нечёткая кластеризация. Рассчитав на шаге 3 четкое значение CS, получается числовое значение, принадлежащее диа-

пазону выходной переменной. Для однозначного определения цветового оттенка (CS_{ci}) используется нечёткая кластеризация [18] с помощью формулы (9):

$$CS_{ci} = \text{Если}(CS_i \geq CS) \text{ и } (CS < CS_{i+1}), \text{ то } CS_{ci}, \text{ иначе } CS_i, \quad (9)$$

где i – текущая граница цветового оттенка, располагающаяся в диапазоне от 1 до n .

Границы цветовых оттенков после кластеризации представлены в таблице 2.

Таблица 2. Границы цветового оттенка после кластеризации для красного, оранжевого, желтого, зеленого, голубого, синего, фиолетового, розового

Тон	№ границы	Граница	Тон	№ границы	Граница
красный	CSc ₁	0	синий	CSc ₁₄	1488
красный	CSc ₂	16	фиолетовый	CSc ₁₅	1616
красный	CSc ₃	80	фиолетовый	CSc ₁₆	1744
оранжевый	CSc ₄	208	фиолетовый	CSc ₁₇	1872
оранжевый	CSc ₅	336	розовый	CSc ₁₈	2000
жёлтый	CSc ₆	464	розовый	CSc ₁₉	2128
жёлтый	CSc ₇	592	розовый	CSc ₂₀	2256
зелёный	CSc ₈	720	розовый	CSc ₂₁	2384
зелёный	CSc ₉	848	розовый	CSc ₂₂	2512
голубой	CSc ₁₀	976	розовый	CSc ₂₃	2576
голубой	CSc ₁₁	1104	розовый	CSc ₂₄	2608
синий	CSc ₁₂	1232	розовый	CSc ₂₅	2624
синий	CSc ₁₃	1360	красный	CSc ₂₆	2700

Примечание. С целью учета цикличности цветового оттенка для расчета красной метки, базу правил необходимо дополнить границей CSc₂₆, при этом четкое значение границы необходимо уточнить экспериментально.

После определения цвета у метки на изображении возможно определить расстояние смещения цветовой метки относительно ее исходного кадра с помощью метода центра тяжести цветовой метки, определяющего центр цветовой метки. Для этого необходимо выполнить последовательность из 4 шагов.

Шаг 1. Бинаризация кластеризованного изображения по формуле (10):

$$I_{B;ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } CS_{ci} = CS_{25} \text{ (искомый цвет)} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (10)$$

где i – координата бинаризированной точки по оси Y ; j – координата бинаризированной точки по оси X .

Шаг 2. Фильтрация бинаризованного изображения по одной из формул (5).

Шаг 3. Вычисление центра тяжести цветовой метки:

$$\begin{aligned} \text{если } I_{F;ij} = 1, \text{ тогда } X &= \frac{\sum_{j=1}^h j}{\sum}; \\ \text{если } I_{F;ij} = 1, \text{ тогда } Y &= \frac{\sum_{i=1}^w i}{\sum}, \end{aligned} \quad (11)$$

где X, Y – координаты центра цветовой метки; \sum – общее число бинаризованных точек с логическим значением «1».

Шаг 4. Вычисление расстояния смещения цветовой метки относительно исходного изображения (см. рис. 2):

$$L = \frac{X \cdot w_{\text{real}}}{w}, \quad (12)$$

где w_{real} – действительная ширина кадра в сантиметрах.

После выполнения последовательности вышеуказанных шагов определяется расстояние смещения цветовой метки относительно исходного изображения.

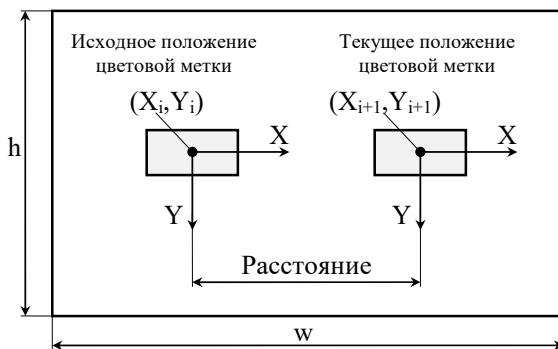


Рис. 2. Определение расстояния смещения цветовой метки

4. Имитационная модель устройства распознавания цветовой метки и её смещения. Авторами произведено моделирование нечеткой модели кластеризации цветовой метки в графической среде имитационного моделирования Matlab Simulink. На рисунке 3 представлена имитационная модель, реализующая распознавание цветового оттенка.

В блоке «Input» задаются диапазоны входных переменных: $R, G, B \in [0 \dots 256]$; $H \in [0 \dots 360]$. В блоках «Stepeni R», «Stepeni G», «Stepeni B», «Stepeni H» формируются функции принадлежности треугольного вида (см. формула 6). Реализация данной операции представлена на рисунке 4.

Реализация блоков «Subsystem 2» и «Subsystem 3» отличается только тем, что на вход блока «Subsystem 2» поступают вершины треугольника R_2 ($a_2 - 64$; $a_3 - 128$; $a_4 - 196$), а на вход блока «Subsystem 3» поступают вершины треугольника R_3 ($a_3 - 128$; $a_4 - 196$; $a_5 - 256$). Блоки «Stepeni G», «Stepeni B», «Stepeni H» реализуются аналогично блоку «Stepeni R», только на их вход подается текущее значение G, B, H и соответствующие вершины треугольников.

В объединённом блоке «Degree of truth and degree of activation» вычисляются степени истинности предпосылок нечетких правил и уровни нечетких заключений. В блоке «Degree of activation» вычисляются 25 уровней заключений нечетких правил ($M_1 \dots M_{25}$) по формуле (7). В блоке «Defuzzy 1_2» реализована формула (7). Реализация формулы (9) представлена на рисунке 5, создается в блоке «Cluster 1».

На рисунке 6 представлен график значений цветового оттенка после кластеризации.

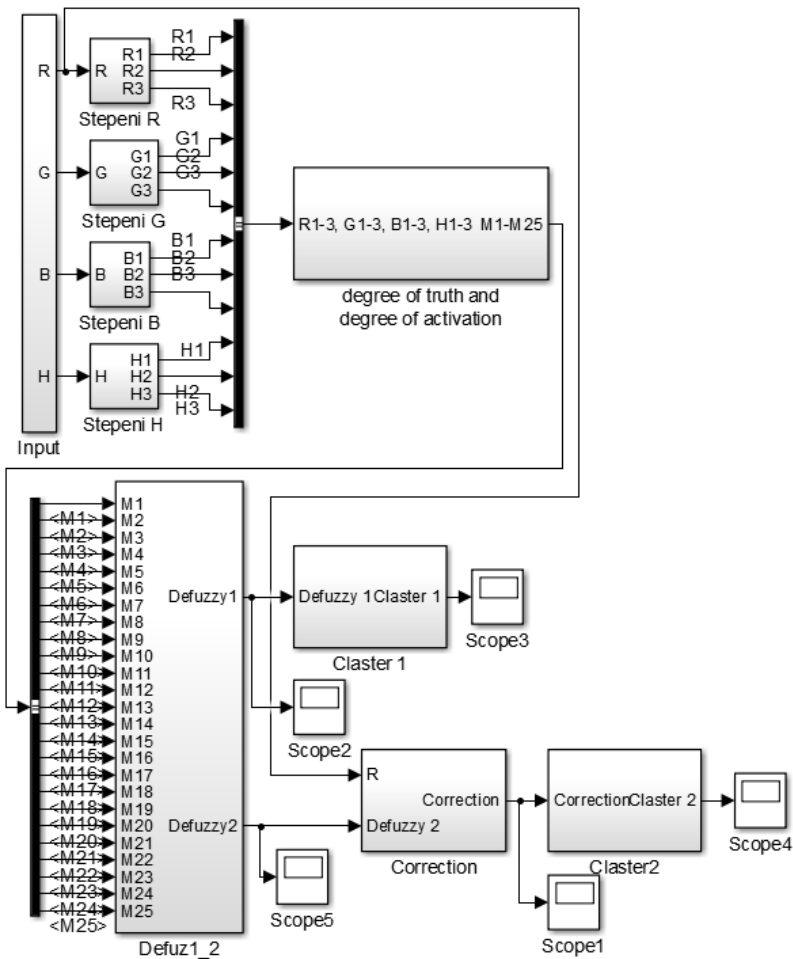


Рис. 3. Имитационная модель для распознавания цветовой метки

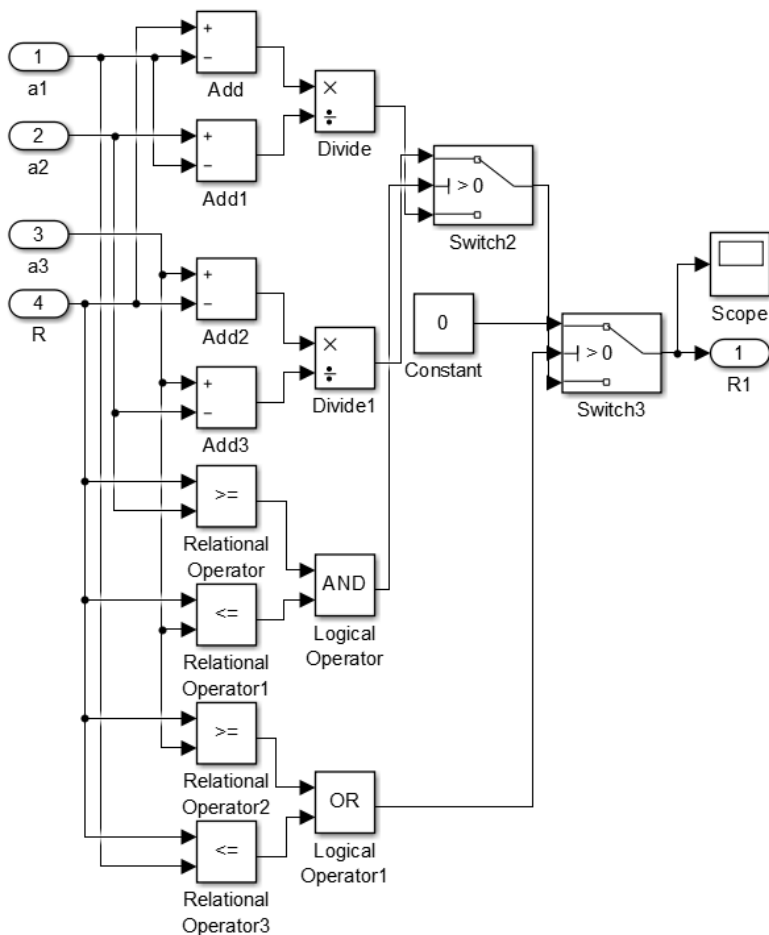


Рис. 4. Схема блока «Subsystem R1»

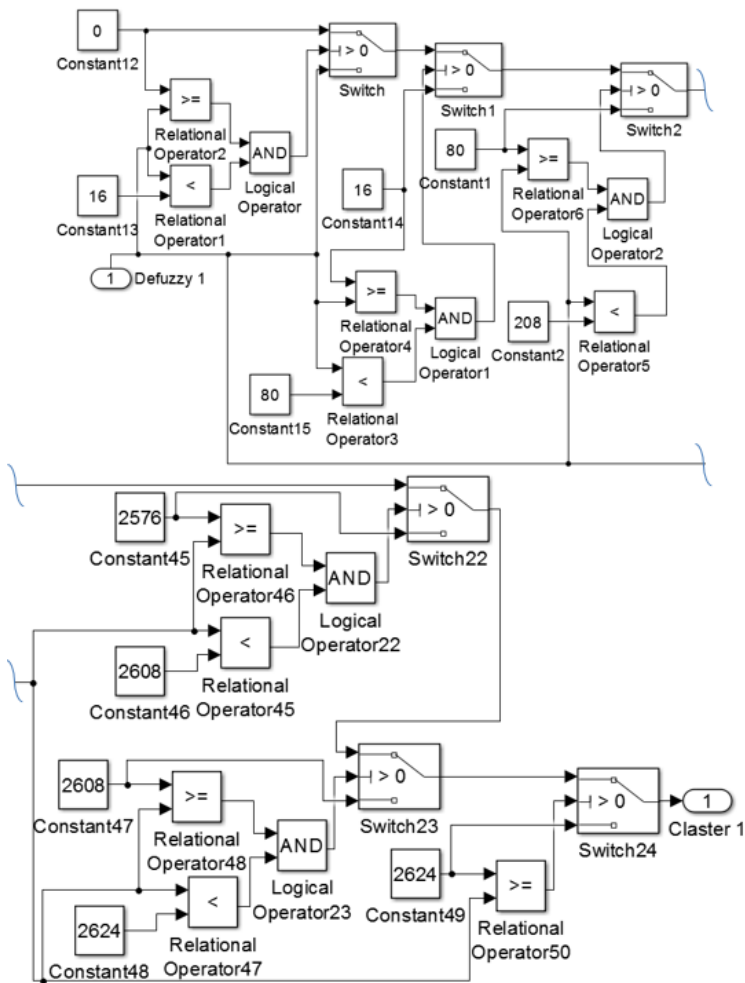


Рис. 5. Схема кластеризации для цветового оттенка

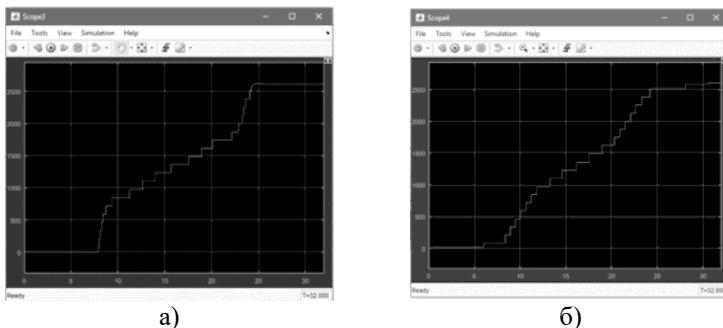


Рис. 6. Кластеризация цветового оттенка: а – кластеризация на основе формулы (7); б – кластеризация на основе формулы (8)

Как видно из рисунка ба, в зоне распознавания розового оттенка, диапазон от 20 до 25, наблюдается совмещение цветов, поэтому точность распознавания уменьшается. Для устранения данной проблемы производится коррекция, а именно используется дефаззификатор на основе метода отношения площадей, который вычисляется по формуле (8). Особенностью предложенного дефаззификатора является выправление его линейной передаточной характеристики путем введения в формулу (8) проверки условия нахождения одной из цветовой компоненты в середине диапазона возможных значений 8-ми битного изображения ($R > 128$). На рисунке 6б видно, что зона для распознавания цветового оттенка имеет более четкие границы. На рисунке 7 представлена реализация блока «Correction».

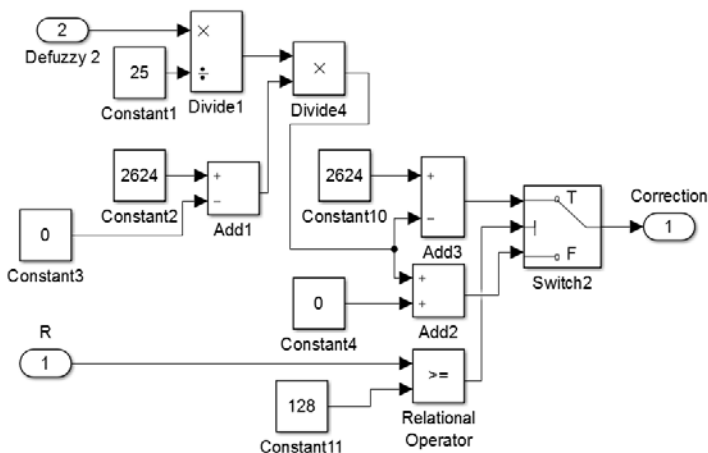


Рис. 7. Блок имитационной модели

После того как был определен цветовой оттенок, выполняются следующие действия: бинаризация изображений по формуле (10); фильтрация изображений по одной из формул (5); определение координат центров тяжести цветовой метки по формуле (11); масштабирование и определение расстояния между координатами центров тяжести цветовой метки исходного положения цветовой метки и текущего изображения по формуле (12).

5. Экспериментальные результаты. Практическое применение разработанной математической модели для определения цветового оттенка реализовано для пневматического мехатронного комплекса [21]. На пневматические исполнительные механизмы наклеивается прямоугольная цветная метка розового цвета (2×4 см). Перед пневматическим мехатронным комплексом устанавливается видеокамера, которая фиксирует положение исполнительных механизмов. Полученное изображение передается в компьютер, где в режиме реального времени происходит распознавание цветовой метки и определение ее расположения в кадре для исходного и последующих положений цилиндра. На рисунке 8 представлена экспериментальная установка.

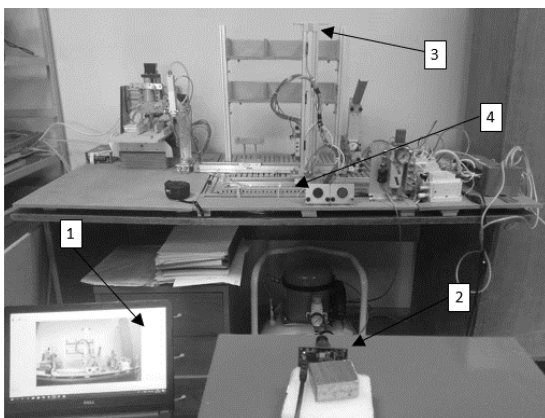


Рис. 8. Экспериментальная установка: 1- компьютер; 2- камера Рiхu CMUcam5; 3 – цветная метка; 4 – бесштоковый цилиндр

Во время эксперимента фиксировалось перемещение цветовой метки на следующих расстояниях: 5 см, 10 см, 15 см, 20 см, 25 см, 30 см, 35 см (рис.9). Видеофиксация изображений производилась на видеокамеру Рiхu CMUcam5. В ходе эксперимента было выполнено 100 замеров по каждому из положений.



Рис. 9. Перемещение распознаваемой цветовой метки

Затем на основе математической модели нечеткой кластеризации формулы (6)-(10) осуществлялось распознавание цветовой метки. На обработанных изображениях для устранения черных точек, не относящихся к цветовой метке, производится фильтрация по формуле (5). Для фильтрации были использованы четыре фильтра: медианный, Гауссовский, матричный и биномиальный. Для каждого фильтра изменялись пороговые значения: для медианного фильтра $T \in [2, 8]$; для Гауссовского фильтра $T \in [60, 120]$; для матричного фильтра $T \in [60, 120]$; для биномиального фильтра $T \in [110, 170]$. Результаты моделирования представлены на рисунке 10.

Оценка фильтрации выполнена с использованием двух коэффициентов пикового отношения сигнал/шум (PSNR), рассчитываемого по формуле (3) и среднеквадратичной ошибки (RMSE), рассчитываемой по формуле (4). Анализ графиков (рис. 10) показал, что наилучшие результаты для каждого из фильтров были получены при следующих пороговых значениях: для медианного фильтра $T = 4$; для гауссовского фильтра $T = 70$; для матричного фильтра $T = 90$; для биномиального фильтра $T = 130$.

В таблице 3 представлены результаты оценки фильтрации изображения с использованием наилучших пороговых значений для медианного, гауссовского, матричного и биномиального фильтров (формула 5). Анализ таблицы 3 показал, что наилучшие значения коэффициентов PSNR и RMSE были получены для Гауссовского фильтра.

Таблица 3. Сравнительный анализ фильтрации изображений

Длина, см	Без фильтрации		Медианный фильтр $T=4$		Гауссовский фильтр $T=70$		Матричный фильтр $T=90$		Биномиальный фильтр $T=130$	
	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR
5	4,34	35,38	3,24	37,92	3,09	38,33	3,04	38,47	2,99	38,62
10	4,16	35,75	3,29	37,79	3,38	37,55	3,19	38,05	3,29	37,79
15	3,89	36,33	2,94	38,76	3,09	38,33	2,99	38,62	2,99	38,62
20	4,12	35,83	3,77	36,6	3,6	37	3,64	36,91	3,68	36,81
25	3,81	36,51	2,83	39,1	2,83	39,1	2,78	39,25	2,72	39,44
30	3,85	36,42	2,89	38,91	2,89	38,91	2,9	38,88	2,89	38,91
35	3,89	36,33	3,25	37,89	3,13	38,22	3,65	36,88	3,8	36,54
Среднее	4,01	36,08	3,17	38,14	3,14	38,21	3,17	38,15	3,19	38,1

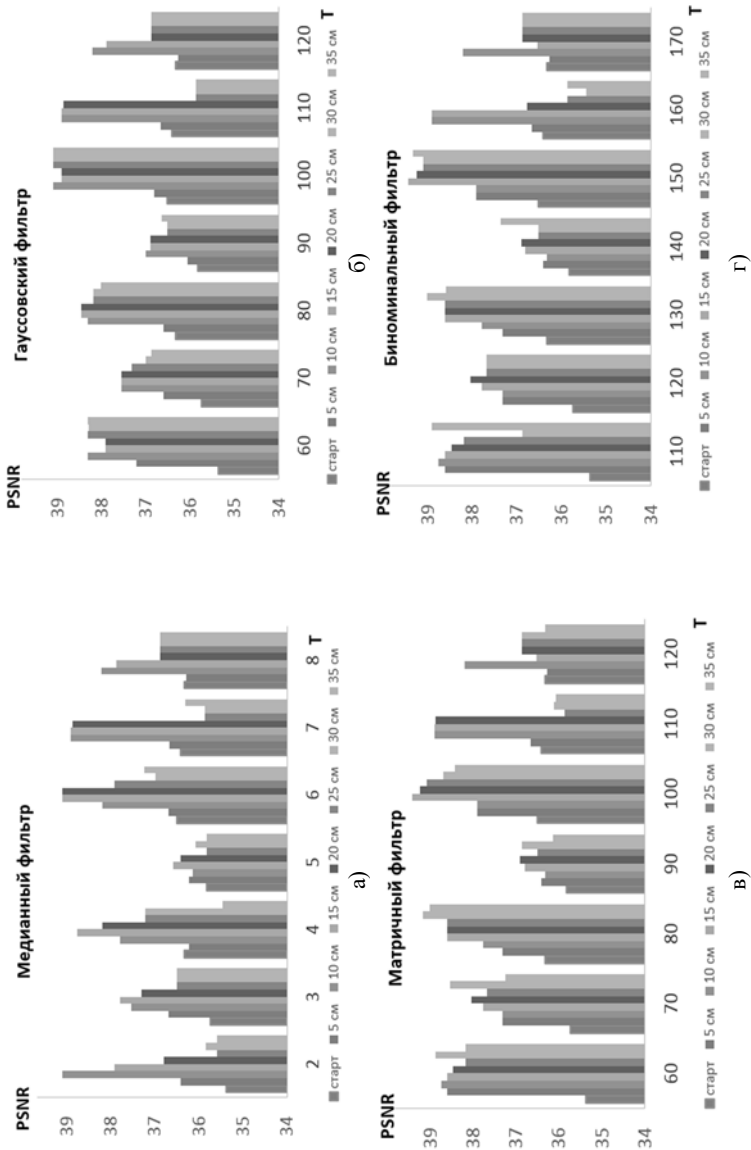


Рис. 10. Результаты оценивания фильтрации коэффициентом PSNR: а) медианный фильтр, б) Гауссовский (фильтр, в) матричный фильтр, г) биномиальный фильтр

При фильтрации удалялись точки, несоответствующие цветовой метке. После фильтрации определялись координаты центров тяжести цветовой метки (определение центра цветовой метки) на каждом изображении (исходном и текущем) по формуле (12). А по формуле (13) определялось расстояние смещения цветовой метки. Для определения точности вычисления расстояния смещения цветовой метки применяются коэффициенты MAPE и Accuracy, которые рассчитываются по формулам (1), (2). Результаты вычислений сведены в таблицу 4.

Таблица 4. Экспериментальные данные

Размер, см	5	10	15	20	25	30	35
Min, см	4,89	9,95	15,01	19,9	24,99	29,7	34,85
Max, см	5,03	10,08	15,08	20,01	25,07	30,02	35,03
MAPE, %	0,0094	0,0034	0,0033	0,0022	0,0014	0,0065	0,0025
Accuracy, %	99,06	99,66	99,67	99,78	99,86	99,35	99,75

Анализ результатов таблицы 4 показал, что точность определения смещения цветовой метки составляет более 99%. Данная точность вычисления расстояния смещения цветовой метки является приемлемой, так как пневматические исполнительные механизмы обладают инерцией, и достижение точности более 1мм затруднительно для них.

В таблице 5 представлено сравнение коэффициента Accuracy нашей модели с использованием дефаззификаторов центра тяжести и отношения площадей с моделью нечеткой одномерной кластеризации [18]. В таблице 6 представлено сравнение быстродействия различных дефаззификаторов.

Таблица 5. Сравнение значений коэффициента Accuracy

Метод	Accuracy, %
Одномерная кластеризация (метод k-средних) [16]	91,2
Одномерная кластеризация (метод c-средних)	93,1
Нечеткая кластеризация с помощью формулы (8.1)	93,4
Нечеткая кластеризация с помощью формулы (8.2)	99,7

Таблица 6. Сравнение быстродействия дефаззификаторов

Метод	Время, нс
[26]	5 390
Оптоэлектронный дефаззификатор (патент №2408052)	10 000-1000
Оптоэлектронный дефаззификатор (патент №2439651)	10 000-1000
Дефаззификатор на основе формулы (8.1)	2160
Дефаззификатор на основе формулы (8.2) [21] (Патент РФ № 2701841)	590

6. Заключение. Описан метод распознавания цветовой метки и вычисления расстояния её смещения. К особенностям стоит отнести наличие фильтрации, необходимой для устранения шумов на обрабатываемых изображениях. Проведено оценивание работы применяемых фильтров на основе двух коэффициентов пикового отношения сигнал/шум (PSNR) и среднеквадратичной ошибки (RMSE). Спроектировано устройство в Matlab SIMULINK по предложенному методу. Во время проектирования на графиках было замечено, что в нечеткой модели формируются зоны нечувствительности. Для их устранения были введены формулы коррекции. Для точного определения цветовой метки выполнена кластеризация. На основе программной и математической модели разработан алгоритм для определения цветовой метки и вычисления расстояния её смещения, реализованный в виде блок-схемы. Экспериментальные исследования проводились с использованием пневматического мехатронного комплекса, на цилиндре которого закреплялась цветная метка, и видеокамеры Pixy CMUCam5. В ходе экспериментальных исследований работы нечетко-логической системы распознавания цветовой метки и определения расстояния смещения цветовой метки в кадре получена точность 99,7%. Оценка точности произведена на основе коэффициентов MAPE и Accuracy.

Благодарности. Работа проводится в рамках Государственного задания (грант №0851-2020-0032).

Литература

1. *Иванько Д.В., Карпов А.А.* Анализ перспектив применения высокоскоростных камер для распознавания динамической видеоинформации // Труды СПИИРАН. 2016. № 44. С. 98–113.
2. *Чиров Д.С., Чертова О.Г., Потанчук Т.Н.* Методика обоснования требований к системе технического зрения робототехнического комплекса // Труды СПИИРАН. 2017. № 51. С. 152–176.
3. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение // Бинум. 2006. 752 с.
4. *Boguslavsky A.A., Sokolov S.M.* The real time Vision System for small-sized target tracking // Int. J. Computing Science and Mathematics. 2007. vol. 1. no. 1. pp. 115–127.

5. *Chaki J., Dey N., Moraru L., Shi F.* Fragmented plant leaf recognition: Bag-of-features, fuzzy-color and edge-texture histogram descriptors with multi-layer perceptron // *Optik*. 2019. vol. 181. pp. 639–650.
6. *Boukezzoula R., Coquin D., Nguyen T.L., Perrin S.* Multi-sensor information fusion: Combination of fuzzy systems and evidence theory approaches in color recognition for the NAO humanoid robot // *Robotics and Autonomous Systems*. 2018. vol. 100. pp. 302–316.
7. *Kim Y.-K., Kim K.-W., Yang X.* Real time traffic light recognition system for color vision deficiencies // *ICMA IEEE International Conference in Mechatronics and Automation*. 2007. pp. 76–81.
8. *Nguyen T.L., Boukezzoula R., Coquin D., Perrin S.* Color recognition for NAO robot using sugeno fuzzy system and evidence theory // *16th World Congress IFSA, EUSFLAT*. 2015. pp. 1176–1183.
9. *Тимофеев А.В., Косовская Т.М.* Нейросетевые методы логического описания и распознавания сложных образов // *Труды СПИИРАН*. 2013. № 27. С. 144–155.
10. *Пушкарский С.В., Корнейчук Е.Ю., Виноградов И.И.* Нейротехнологический подход к автоматизированному распознаванию наземных объектов по данным космических систем дистанционного зондирования земли // *Труды СПИИРАН*. 2013. № 29. С. 190–200.
11. *Wang X.* Image recognition of English vocabulary translation based on FPGA high-performance algorithm // *Microprocessors and Microsystems*. 2020. vol. 80.
12. *Yu L. et al.* A litchi fruit recognition method in a natural environment using RGB-D images // *Biosystems Engineering*. 2021. vol. 204. pp. 50–63.
13. *Jeffrey Kuo C.-F. et al.* Automated inspection of micro-defect recognition system for color filter // *Optics and Lasers in Engineering*. 2015. vol. 70. pp. 6–17.
14. *Fu J., Caulfield H. J., Yoo S.-M., Atluri V.* Use of Artificial Color filtering to improve iris recognition and searching // *Pattern Recognition Letters*. 2015. vol. 26. no.14. pp. 2244–2251.
15. *Gecer B., Azzopardi G., Petkov N.* Color-blob-based COSFIRE filters for object recognition // *Image and Vision Computing*. 2017. vol. 57. pp. 165–174.
16. *Rosten E., Drummond T.* Fusing points and lines for high performance tracking // *IEEE International Conference on Computer Vision*. 2005. vol. 2. pp. 1508–1515.
17. *Rosten E., Drummond T., Porter R.* FASTER and better: a machine learning approach to corner detection // *IEEE Transactions on Software Engineering*. 2008. vol. 32(1). pp. 105–119.
18. *Пеган А.* Нечеткое моделирование и управление // *М.: БИНОМ*. 2013. 798с.
19. *Bobyry M.V., Milostnaya N.A., Kulabuhov S.A.* A method of defuzzification based on the approach of areas' ratio // *Applied Soft Computing*. 2017. vol. 59. pp. 19–32.
20. *Bobyry M.V., Emelyanov S.G.* A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems // *Applied Soft Computing*. 2020. vol. 88. pp. 106030.
21. Устройство дефазификации на основе метода отношения площадей: пат. 2701841 Рос. Федерация №2018144147; заявл. 13.12.2018; опубл. 01.10.2019, Бюл. № 28. 16 с.
22. *Bobyry M.V., Yakushev A.S., Milostnaya N.A.* Three-coordinate Definition of Color Mark and Distance To Objects According to Stereo Image // *2019 3rd School on Dynamics of Complex Networks and Their Application in Intellectual Robotics (DCNAIR)*. 2019. pp. 29–31.
23. *Bobyry M.V., Yakushev A.S., Dorodnykh A.A.* Fuzzy devices for cooling the cutting tool of the CNC machine implemented on FPGA // *Measurement*. 2020. vol. 152. pp. 107378.

24. *Borges R.E.P., Dias M.A.G., Dória Neto A.D., Meier A.* Fuzzy pay-off method for real options: The center of gravity approach with application in oilfield abandonment. // *Fuzzy Sets and Systems*. 2018. vol. 353. pp. 111–123.
25. *Sain D., Mohan B.M.* Modeling, simulation and experimental realization of a new non-linear fuzzy PID controller using Center of Gravity defuzzification // *ISA Transactions*. 2020.
26. *Karakuzu C., Karakaya F., Pavuslu M.A.* FPGA implementation of neuro-fuzzy system with improved PSO learning // *Neural Networks*. 2016. vol. 76. pp. 128–140.

Бобырь Максим Владимирович — д-р тех. наук, профессор, профессор, кафедры вычислительной техники, Юго-Западный государственный университет (ЮЗГУ). Область научных интересов: нечёткая логика, мобильные роботы, станки с ЧПУ, системы охлаждения, ПЛИС. Число научных публикаций — 330. e-mail: fregat_mn@rambler.ru. 50 лет Октября, д.94, г. Курск, 305040, РФ; р.т. 8 (4712) 22-26-65.

Архипов Александр Евгеньевич — канд. тех. наук, старший научный сотрудник, кафедры вычислительной техники, Юго-Западный государственный университет (ЮЗГУ). Область научных интересов: нечёткая логика, мобильные роботы, станки с ЧПУ, системы охлаждения, ПЛИС. Число научных публикаций — 91. e-mail: alex.76_09@mail.ru. 50 лет Октября, д.94, г. Курск, 305040, РФ; р.т. 8 (4712) 22-26-65.

Якушев Алексей Сергеевич — аспирант, кафедры вычислительной техники, Юго-Западный государственный университет (ЮЗГУ). Область научных интересов: нечёткая логика, мобильные роботы, станки с ЧПУ, системы охлаждения, ПЛИС. Число научных публикаций — 28. e-mail: alekseyakushev@yandex.ru. 50 лет Октября, д.94, г. Курск, 305040, РФ; р.т. 8 (4712) 22-26-65.

Поддержка исследований. Работа выполнена при финансовой поддержке Государственного задания (проект № 0851-2020-0032).

M. BOBYR, A. ARKHIPOV, A. YAKUSHEV
SHADE RECOGNITION OF THE COLOR LABEL BASED ON THE FUZZY CLUSTERING

Bobyр M., Arkhipov A., Yakushev A. Shade Recognition of the Color Label based on the Fuzzy Clustering.

Abstract. In this article the task of determining the current position of pneumatic actuators is considered. The solution to the given task is achieved by using a technical vision system that allows to apply the fuzzy clustering method to determine in real time the center coordinates and the displacement position of a color label located on the mechatronic complex actuators. The objective of this work is to improve the accuracy of the moving actuator's of mechatronic complex by improving the accuracy of the color label recognition.

The intellectualization of process of the color shade recognition is based on fuzzy clustering. First, a fuzzy model is built, that allows depending on the input parameters of the color intensity for each of the RGB channels and the color tone component, to select a certain color in the image. After that, the color image is binarized and noise is suppressed.

The authors used two defuzzification models during simulation a fuzzy system: one is based on the center of gravity method (CoG) and the other is based on the method of area ratio (MAR). The model is implemented based on the method of area ratio and allows to remove the dead zones that are present in the center of gravity model. The method of area ratio determines the location of the color label in the image frame. Subsequently, when the actuator is moved longitudinally, the vision system determines the location of the color label in the new frame. The color label position offset between the source and target images allows to determine the moved distance of the color label.

In order to study how noise affects recognition accuracy, the following digital filters were used: median, Gaussian, matrix and binomial. Analysis of the accuracy of these filters showed that the best result was obtained when using a Gaussian filter. The estimation was based on the signal-to-noise coefficient. The mathematical models of fuzzy clustering of color label recognition were simulated in the Matlab/Simulink environment. Experimental studies of technical vision system performance with the proposed fuzzy clustering model were carried out on a pneumatic mechatronic complex that performs processing, moving and storing of details. During the experiments, a color label was placed on the cylinder, after which the cylinder moved along the guides in the longitudinal direction. During the movement, video recording and image recognition were performed. To determine the accuracy of color label recognition, the PSNR and RMSE coefficients were calculated which were equal 38.21 and 3.14, respectively. The accuracy of determining the displacement based on the developed model for recognizing color labels was equal 99.7%. The defuzzifier speed has increased to 590 ns.

Keywords: Fuzzy Clustering, Color Shade Recognition, Fuzzy Logic, RMSE, PSNR, MAPE

Bobyр Maksim — Dr. Tech. Sci., Professor, Professor, Department of Computer Engineering, Southwest State University (SWSU). Research interests: fuzzy logic, mobile robot, CNC machine, cooling system, FPGA. The number of publications — 330. e-mail: fregat_mn@rambler.ru. 50 years of October, 94, Kursk, 305040, Russian Federation. Office phone 8 (4712) 22-26-65.

Arkhipov Alexander — Can. Tech. Sci., Senior Researcher, Department of Computer Engineering, Southwest State University (SWSU). Research interests: fuzzy logic, mobile robot, CNC machine, cooling system, FPGA. The number of publications — 91. e-mail: alex.76_09@mail.ru. 50 years of October, 94, Kursk, 305040, Russian Federation. Office phone 8 (4712) 22-26-65.

Yakushev Aleksey — Ph.D. student, Department of Computer Engineering, Southwest State University (SWSU). Research interests: fuzzy logic, mobile robot, CNC machine, cooling system, FPGA. The number of publications — 57. e-mail: alekseyakushev@yandex.ru. 50 years of October, 94, Kursk, 305040, Russian Federation. Office phone 8 (4712) 22-26-65.

Acknowledgements. This research is supported by GZ (grant 0851-2020-0032).

References

1. Ivanko D.V., Karpov A.A. [Analysis of the prospects for the use of high-speed cameras for the recognition of dynamic video information]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*. 2016. vol. 44. pp. 98–113. (In Russ.).
2. Chirov D.S., Chertova O.G., Potapchuk T.N. [Methodology for substantiating the requirements for the technical vision system of a robotic complex]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*. 2017. vol. 51. pp. 152–176. (In Russ.).
3. Shapiro L., Stokman Dzh. *Kompyuternoe zrenie* [Computer vision]. Binom. 2006. 752 p. (In Russ.).
4. Boguslavsky A.A., Sokolov S.M. The real time Vision System for small-sized target tracking. *Int. J. Computing Science and Mathematics*. 2007. vol. 1. no. 1. pp. 115–127.
5. Chaki J., Dey N., Moraru L., Shi F. Fragmented plant leaf recognition: Bag-of-features, fuzzy-color and edge-texture histogram descriptors with multi-layer perceptron. *Optik*. 2019. vol. 181. pp. 639–650.
6. Boukezzoula R., Coquin D., Nguyen T.L., Perrin S. Multi-sensor information fusion: Combination of fuzzy systems and evidence theory approaches in color recognition for the NAO humanoid robot. *Robotics and Autonomous Systems*. 2018. vol. 100. pp. 302–316.
7. Kim Y.-K., Kim K.-W., Yang X. Real time traffic light recognition system for color vision deficiencies. ICMA IEEE International Conference in Mechatronics and Automation. 2007. pp. 76–81.
8. Nguyen T.L., Boukezzoula R., Coquin D., Perrin S. Color recognition for NAO robot usingsugeno fuzzy system and evidence theory. 16thWorldCongress IFSA, EUSFLAT. 2015. pp. 1176–1183.
9. Timofeev A.V., Kosovskaya T.M. [Neural network methods for logical description and recognition of complex patterns]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*. 2013. vol. 27. pp. 144–155.
10. Pushkarskij S.V., Kornejchuk E.YU., Vinogradov I.I. [Neurotechnological Approach to Automated Recognition of Terrestrial Objects Based on Data from Space Earth Remote Sensing Systems]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*. 2013. vol. 29. pp. 190–200.
11. Wang X. Image recognition of English vocabulary translation based on FPGA high-performance algorithm. *Microprocessors and Microsystems*. 2020. vol. 80.
12. Yu L. et al. A litchi fruit recognition method in a natural environment using RGB-D images. *Biosystems Engineering*. 2021. vol. 204. pp. 50–63.
13. Jeffrey Kuo C.-F. et al. Automated inspection of micro-defect recognition system for color filter. *Optics and Lasers in Engineering*. 2015. vol. 70. pp. 6–17.
14. Fu J., Caulfield H. J., Yoo S.-M., Atluri V. Use of Artificial Color filtering to improve iris recognition and searching. *Pattern Recognition Letters*. 2015. vol. 26. no. 14. pp. 2244–2251.
15. Gecer B., Azzopardi G., Petkov N. Color-blob-based COSFIRE filters for object recognition. *Image and Vision Computing*. 2017. vol. 57. pp. 165–174.
16. Rosten E., Drummond T. Fusing points and lines for high performance tracking. *IEEE International Conference on Computer Vision*. 2005. vol. 2. pp. 1508–1515.

17. Rosten E., Drummond T., Porter R. FASTER and better: a machine learning approach to corner detection. *IEEE Transactions on Software Engineering*. 2008. vol. 32(1). pp. 105–119.
18. Pegat A. *Nechetkoe modelirovanie i upravlenie* [Fuzzy modeling and control]. M.: BINOM. 2013. 798 p. (In Russ.).
19. Bobyr M.V., Milostnaya N.A., Kulabuhov S.A. A method of defuzzification based on the approach of areas' ratio. *Applied Soft Computing*. 2017. vol. 59. pp. 19–32.
20. Bobyr M.V., Emelyanov S.G. A A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems. *Applied Soft Computing*. 2020. vol. 88. pp. 106030.
21. Defuzzification device based on the area ratio method: Pat. 2701841 Rus. Federation No. 2018144147; declared 12/13/2018; publ. 01.10.2019, Bul. No. 28.16 p.
22. Bobyr M.V., Yakushev A.S., Milostnaya N.A. Three-coordinate Definition of Color Mark and Distance To Objects According to Stereo Image. 2019 3rd School on Dynamics of Complex Networks and Their Application in Intellectual Robotics (DCNAIR). 2019. pp. 29–31.
23. Bobyr M.V., Yakushev A.S., Dorodnykh A.A. Fuzzy devices for cooling the cutting tool of the CNC machine implemented on FPGA. *Measurement*. 2020. vol. 152. pp. 107378.
24. Borges R.E.P., Dias M.A.G., Dória Neto A.D., Meier A. Fuzzy pay-off method for real options: The center of gravity approach with application in oilfield abandonment. *Fuzzy Sets and Systems*. 2018. vol. 353. pp. 111–123.
25. Sain D., Mohan B.M. Modeling, simulation and experimental realization of a new non-linear fuzzy PID controller using Center of Gravity defuzzification. *ISA Transactions*. 2020.
26. Karakuzu C., Karakaya F., Pavuslu M.A. FPGA implementation of neuro-fuzzy system with improved PSO learning. *Neural Networks*. 2016. vol. 76. pp. 128–140.