

УДК 004.896:519.816  
DOI 10.17513/snt.40116

## МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ ОЦЕНКА ОБЪЕКТОВ ИНТЕРЕСА НА ОСНОВЕ МОДЕЛЕЙ МЯГКИХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

Судаков В.А., Сивакова Т.В.

*Институт прикладной математики имени М.В. Келдыша Российской академии наук,  
Москва, e-mail: sudakov@ws-dss.com, sivakova15@mail.ru*

В данной работе рассматривается использование компьютерного зрения применительно к робототехническим системам. Компьютерное зрение – быстро развивающаяся отрасль искусственного интеллекта, цель которой – дать робототехническим системам зрение, сравнимое с нашим собственным. В задачах этого класса высока степень неопределенности, которая связана с технической погрешностью датчиков робота и с субъективностью оценки человека в выборе критериев. Использование аппарата мягких вычислений позволяет преодолеть эту сложность. Для определения нечеткой принадлежности требуется задание экспертных суждений непосредственно при проектировании робототехнической системы. Разработана математическая модель нечеткой принадлежности объектов интереса. С помощью алгоритма нечеткой кластеризации вычисляется нечеткая принадлежность к классам на основе вектора наблюдаемых признаков и центра кластера, а степень интереса к соответствующим классам находится с применением нечеткого взвешенного суммирования. Реализован численный метод нечеткого взвешенного суммирования. Разработан комплекс программ на языке Python. Было показано, как варьирование важности одного критерия влияет на интегральные ранги классов и интегральный интерес к наблюдаемому объекту. Данный метод может быть использован для повышения качества распознавания объектов, с учетом его важности. К преимуществам данного подхода можно отнести то, что есть возможность учитывать не только неточности при идентификации объектов, но и принимать во внимание оценку эксперта.

**Ключевые слова:** робототехнические системы, компьютерное зрение, машинное обучение, неопределенность, нечеткая принадлежность, интегральный интерес, важность, критерии, кластеризация, многокритериальная оценка

## MULTICRITERIAL ASSESSMENT OF OBJECTS OF INTEREST BASED ON SOFT COMPUTING MODELS

Sudakov V.A., Sivakova T.V.

*Keldysh Institute of Applied Mathematics of the Russian Academy of Sciences,  
Moscow, e-mail: sudakov@ws-dss.com, sivakova15@mail.ru*

This paper discusses the use of computer vision in relation to robotic systems. Computer vision is a rapidly growing branch of artificial intelligence that aims to give robotic systems vision comparable to our own. In tasks of this class, there is a high degree of uncertainty, which is associated with the technical error of the robot's sensors and the subjectivity of human assessment in choosing criteria. The use of soft computing apparatus allows one to overcome this complexity. To determine fuzzy membership, expert judgments are required directly when designing a robotic system. A mathematical model of fuzzy ownership of objects of interest has been developed. Using a fuzzy clustering algorithm, fuzzy class membership is calculated based on the vector of observed features and the cluster center, and the degree of interest in the corresponding classes is found using fuzzy weighted summation. A numerical method of fuzzy weighted summation has been implemented. A set of programs has been developed in Python. It was shown how varying the importance of one criterion affects the integral ranks of classes and the integral interest in the observed object. This method can be used to improve the quality of object recognition, taking into account its importance. The advantages of this approach include the fact that it is possible to take into account not only inaccuracies in identifying objects, but also take into account the expert's assessment.

**Keywords:** robotic systems, computer vision, machine learning, fuzzy membership, integral interest, uncertainty, importance, criteria, clustering, multi-criteria assessment

### Введение

В связи с ростом исследований в области машинного обучения [1, с. 59; 2, с. 33; 3, с. 23] в последние годы передовые технологии открывают новые возможности для робототехнических систем. Методы обработки изображений, основанные на машинном обучении, демонстрируют многообещающий потенциал для решения задач в процессе сборки, например распознавания объектов, определения местоположения и планирова-

ния траектории. Необходимы точные и надежные подходы, гарантирующие выполненные решения этих задач.

В актуальных практических задачах робототехнических систем часто приходится определять степень интереса к тому или иному объекту. Поиск объектов невооруженным глазом проще, поскольку люди могут легко обнаружить различные параметры объектов, такие как расположение, цвет, текстура и непрозрачность. Компьютеру требуется значительное время

для распознавания и идентификации объектов на изображении. В компьютерном зрении «обнаружение объекта» означает поиск и обнаружение объекта на изображении или видео. Обнаружение объектов включает в себя три основных процесса: извлечение признаков, обработку признаков и классификацию объектов [4, 5]. Обнаружение объектов стало быстрее и точнее благодаря усовершенствованным системам компьютерного зрения. Многие успешные методы «обнаружения объектов» значительно улучшились благодаря внедрению методов машинного обучения.

**Целью исследования** является разработка математических моделей, численного метода и комплекса программ с использованием теории нечетких множеств для оценки объектов интереса в робототехнических системах с помощью компьютерного зрения. Необходимо получить оценку интереса к объекту не в виде отдельного числа, а в виде функции принадлежности. Например, оценить не только опасность тех или иных наблюдаемых объектов, но и понять, насколько велика уверенность в данном уровне опасности.

#### Материалы и методы исследования

Как правило, для обнаружения объектов и их идентификации используются технологии компьютерного зрения.

В подобных задачах зачастую велика степень неопределенности. Во многом она обусловлена двумя факторами:

1) неточностью и зашумленностью датчиков робота;

2) неопределенностью нашего отношения к интересу объектов определенного класса.

Первый тип неопределенности связан с техническим несовершенством наших средств изучения реального мира, в идеальном мире он должен стремиться к нулю, но в условиях сложной среды, особенно для наземных роботов, эта проблема не исчезнет еще не одно десятилетие. Второй тип неопределенности связан с фундаментальными склонностями человека к нечетким размытым рассуждениям, в ситуациях противоречивых критериев. Целесообразно учесть эту размытость в системе определения приоритета задач робототехнической системы. Для этого хорошо подходит математический аппарат мягких вычислений [6].

Пусть дан вектор нечетких значений признаков объекта:

$$X = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3 \dots \tilde{x}_m), \quad (1)$$

где  $\tilde{x}_j$  – значение нечеткого  $j$ -го признака характеризуется функцией принадлежности:

$$\mu_j(x_j), x_j \in D_j, \quad (2)$$

где  $D_j$  – домен (множество возможных значений)  $j$ -го признака, а  $\mu_j(x_j)$  – функция принадлежности  $j$ -го признака.

Если значение признака нельзя установить – это полная неопределенность:

$$\forall x_j \in D_j, \mu_j(x_j) = 0.5.$$

Если признак «четкий», то  $\mu_j(x_j) = 1$ , для некоторого  $x_j = x_j^*$  и  $\forall x_j \neq x_j^* \mu_j(x_j) = 0$ .

Допустимы любые другие  $\mu_j(x_j)$  заданные на координатной сетке с высокой степенью точности.

Даны классы объектов интереса  $O_i, i = 1, n$ . И первая задача – это задача нечеткой классификации, то есть определения такого  $i: X \in O_i$ .

Ее решение возможно двумя путями. Первый путь – это построение экспертных правил продукционного типа:

Если некоторое подмножество  $\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3 \dots \tilde{x}_m$  принимает определенные нечеткие значения, то  $X \in O_i$ .

Данное правило не дает однозначной принадлежности объекта одному классу. Но лишь распределяет функцию принадлежности объекта на множестве всех номеров классов. В нечетком виде данная импликация выглядит следующим образом:

$$p(i, \tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3 \dots \tilde{x}_m) = \min_j \inf_x \lambda_{ij}(x), \mu_j(x), \quad (3)$$

где  $\lambda_{ij}(x)$  – принадлежность значения  $x$  классу  $i$  для переменной  $j$ .

Далее возможен переход к «четкой» постановке путем выбора наиболее возможного класса:

$$i^* = \operatorname{argmax}_i p(i, \tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3 \dots \tilde{x}_m). \quad (4)$$

Однако далеко не факт, что не следует обратить внимание на другой объект, хоть и менее возможный, но значительно более интересный.

Если значения признаков перечисляются в продукции через нечеткую дизъюнкцию, то формула (3) примет вид

$$p(i, \tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3 \dots \tilde{x}_m) = \max_j \inf_x \lambda_{ij}(x), \mu_j(x). \quad (5)$$

Данный способ определения нечеткой принадлежности требует задания экспертных суждений в момент проектирования робототехнической системы, что не всегда возможно и требует временных затрат на стройку системы экспертом и инженером по знаниям, кроме того, затруднена полная верификация всех правил нечеткого вывода. Поэтому сейчас часто применяют под-

ход, основанный на машинном обучении. Возможный вариант такого подхода заключается в определении центров классов в пространстве признаков и расчете метрики близости центров классов и конкретных векторов признаков неизвестных объектов. Относительная близость к одному из центров говорит о большей возможности принадлежности соответствующему классу.

Машинное обучение с учителем предполагает наличие обучающей выборки объектов известных классов. Разметка такой выборки – это трудозатратное мероприятие, а использование предобученных моделей машинного обучения содержит определенные риски [7]. Другой способ – это обучение без учителя путем кластеризации объектов. Полученная обученная модель изначально не знает номеров классов, если она правильно выделила их особенности, то требуется сопоставить номера кластеров и классов и далее использовать полученную модель так же, как модель классификации. Сопоставление кластеров классам обычно делает человек, и этот процесс не требует особой квалификации и не занимает много времени.

Рассмотрим подробнее алгоритм метода нечеткой кластеризации:

1. Случайным образом инициализируются  $k$  центров кластеров  $c_i, i = 1, k$ .

2. Рассчитывается функция принадлежности элементов множества к кластерам по формуле

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{i=1}^k \left( \frac{\|x_j - c_i\|}{\|x_j - c_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad (6)$$

где  $u_{ij}$  – функция принадлежности  $x_j$  к  $i$  кластеру;  $c_i$  – центр  $i$  кластера;  $m$  – коэффициент нечеткости,  $1 < m \leq \infty$ ,  $\|\cdot\|$  – евклидово расстояние между вектором  $x_j$  и центром  $i$  кластера  $c_i$ .

3. Переместить центры кластеров исходя из формулы

$$c_i \leftarrow \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m}. \quad (7)$$

4. Рассчитать функцию потерь из принципа максимального правдоподобия по формуле

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^N \|x_j - c_i\|^2 u_{ij}^m. \quad (8)$$

5. Метод нечеткой кластеризации заключается в итеративной минимизации функции из пункта 4. Если значение функции потерь уменьшается более чем на заданный порог  $\epsilon$ , то повторить цикл с пункта 2.

Для рассматриваемого вектора признаков вычисление до найденных центров кластеров выполняются аналогично по формуле (6).

Кроме нечеткой принадлежности классам необходимо определить степень интереса к соответствующим классам. Эта оценка зависит от реальной обстановки, в которой действует робототехнический комплекс, а также от приоритетов, лица, принимающего решения.

В текущей реализации применялась стандартная процедура нечеткого взвешенного суммирования. Она позволяет проводить вычисления в режиме реального времени, в том числе при обработке признаков, полученных из видеопотоков.

Необходимо реализовать численный метод расчета оценки на основе нескольких критериев. Метод должен производить вычисления с нечеткими числами. Интерес к каждому классу объектов будем вычислять по стандартной формуле взвешенной суммы:

$$P_i^* = \sum_{k=1}^n W_k X_{ik}, \quad (9)$$

где  $X_k$  – нечеткая оценка  $i$ -го класса объектов по критерию  $k$ , а  $W_k$  – нечеткая важность критерия  $k$ , не зависит от класса объектов,  $P_i^*$  – итоговый интерес к объектам класса  $i$ .

Правила суммирования и произведения нечетких чисел выполняются на основе принципа общения [8]. Функция принадлежности, соответствующей операции:

$$\mu(y^*) = \sup_{\substack{y_1, y_2, \dots, y_n: \\ \eta(y_1, y_2, \dots, y_n) = y^*}} \left( \bigoplus_i \mu_i(y_i) \right), \quad (10)$$

где  $\eta$  – операция, которую требуется применить (в случае вычисления  $W_k X_{ik}$  – это про-

изведение, а для вычисления  $\sum_{k=1}^n W_k X_{ik}$  – это

сумма),  $y_j$  – значения, к которым применяется требуемая операция,  $\mu_i(y_i)$  – функция принадлежности нечетких значений,  $\mu(y^*)$  – функция принадлежности для результата применения операции  $\eta$ .  $\bigoplus$  – это операция пересечения для функций принадлежности [9]. В данной работе – это  $\min$ , однако существуют и другие разновидности данной операции [10, с. 71]. Обозначим функцию принадлежности полученной нечеткой взвешенной суммы как  $\varphi_i^*(y)$ .

Для вычисления итогового интереса наблюдаемого вектора признаков вычисляется клип функция (clip function) по всем возможным классам объектов с учетом их приоритетов и их дальнейшее нечеткое объединение:

$$\rho(y) = \max_i \min p(i, \tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3, \dots, \tilde{x}_m), \varphi_i^*(y). \quad (11)$$

Если получены нечеткие оценки интереса для нескольких объектов, то для них можно описать процедуру нечеткого сравнения. Простейший способ – это дефазификация:

$$\tilde{y} = \frac{\int y \rho(y) dy}{\int \rho(y) dy}. \quad (12)$$

Для того чтобы отразить степень уверенности в выборе объекта интереса, перейдем к парным сравнениям нечетких рангов.

Пусть есть два объекта:  $A_i$  и  $A_j$ . Тогда нечеткое бинарное отношение между этими двумя объектами:  $A_i \succeq A_j$ , то есть объект  $A_i$  не хуже, чем объект  $A_j$ . Между ними можно установить нечеткое бинарное отношение:  $A_i \succeq A_j$ . Степень уверенности, что два объекта находятся в отношении  $\succeq$  задается числом  $r_{ij} \in [0, 1]$ . Теперь можно задать матрицу бинарного отношения:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & r_{13} & \dots & r_{1m} \\ r_{21} & 1 & r_{23} & \dots & r_{2m} \\ r_{31} & r_{32} & 1 & \dots & r_{3m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{m1} & r_{m2} & r_{m3} & \dots & 1 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

В общем случае данная матрица не может быть ни симметричной, ни обратно симметричной. Элементы данной матрицы можно вычислить с помощью анализа соот-

ветствующих объектам  $A_i$  и  $A_j$  функций принадлежности [9].

$$r_{ij} = \sup_{\substack{x_i, x_j: \\ x_i \geq x_j}} [\min(\rho_i(x_i), \rho_j(x_j))]. \quad (14)$$

Задавая по данной матрице пороговое знание уверенности  $\theta$ , можно получить обычное ранжирование объектов:

$$A_i \succeq A_j, \text{ если } r_{ij} \geq \theta.$$

Таким образом, разработана математическая модель нечеткой принадлежности по формулам (3)–(5) и нечеткой кластеризации по формулам (6)–(7).

Реализован численный метод нечеткого взвешенного суммирования по формулам (9)–(10).

Разработан комплекс программ на языке Python с использованием библиотек NumPy, Matplotlib, Qt. Комплекс включает в себя:

- оконную программу редактирования классов объектов интереса, их оценок по критериям, задания и визуализации функций принадлежности;
- программу определения центров кластеров;
- консольную программу для интеграции результатов расчетов в робототехническую систему компьютерного зрения.

### Результаты исследования и их обсуждение

Общая схема решения задачи следующая:

1. Задаются критерии, по которым оцениваются объекты интереса и их важности (веса). Важности задаются нечеткими числами.
2. Задаются классы объектов интереса. Объект может принадлежать классу объектов. Для каждого класса задаются значения по критериям. Эти значения критериев задаются в форме нечетких чисел.

Классы			
Критерий	Вес	Оценки по критериям	
Критерий	Вес	Уровень	
1 Опасность объектов данного класса	[0.4, 0.6, 0.7]	1.0	
2 Возможность встретить объекты данного класса в текущи...	[0.4, 0.5, 0.6]	0.5	
3 Целесообразность уточнения позиции объектов данного ...	[0.3, 0.4, 0.6]	0.8	

Добавить новую строку

Удалить выделенные строки

Сохранить данные

Рис. 1. Редактор весов критериев для веса «Опасность объектов данного класса», равного [0.4, 0.6, 0.7]



Классы			Критерии	Оценки по критериям	Оценка наблюдений
Критерий	Вес	Уровень			
1 Опасность объектов данного класса	[0.1, 0.2, 0.6]	1.0			
2 Возможность встретить объекты данного класса в текущи...	[0.4, 0.5, 0.6]	0.5			
3 Целесообразность уточнения позиции объектов данного ...	[0.3, 0.4, 0.6]	0.8			

Добавить новую строку

Удалить выделенные строки

Сохранить данные

Рис. 2. Редактор весов критериев для веса «Опасность объектов данного класса», равного [0.1, 0.2, 0.6]

**Было**

Опасность	Возможность	Целесообразность	Ранг
[11.9, 12, 12.1]	[8.9, 9, 9.1]	[8.9, 9, 9.1]	[8.676, 12.33, 15.568]
[8.9, 9, 9.1]	[10.9, 11, 11.1]	[8.9, 9, 9.1]	[7.876, 11.03, 14.068]
[2.9, 3, 3.1]	[0.9, 1, 1.1]	[11.9, 12, 12.1]	[4.196, 5.89, 8.308]
[2.9, 3, 3.1]	[1.9, 2, 2.1]	[4.9, 5, 5.1]	[2.716, 3.9, 5.248]
[6.9, 7, 7.1]	[8.9, 9, 9.1]	[11.9, 12, 12.1]	[7.396, 10.29, 13.508]
[10.9, 11, 11.1]	[4.9, 5, 5.1]	[7.9, 8, 8.1]	[7.236, 10.41, 13.188]
[9.9, 10, 10.1]	[0.9, 1, 1.1]	[7.9, 8, 8.1]	[6.036, 8.81, 11.288]
[1.9, 2, 2.1]	[11.9, 12, 12.1]	[7.9, 8, 8.1]	[5.036, 6.76, 8.988]
[10.9, 11, 11.1]	[5.9, 6, 6.1]	[6.9, 7, 7.1]	[7.196, 10.34, 13.008]
[9.9, 10, 10.1]	[9.9, 10, 10.1]	[10.9, 11, 11.1]	[8.556, 12.02, 15.428]
[8.9, 9, 9.1]	[11.9, 12, 12.1]	[8.9, 9, 9.1]	[8.076, 11.28, 14.368]
[7.9, 8, 8.1]	[11.9, 12, 12.1]	[2.9, 3, 3.1]	[6.236, 8.76, 10.788]
[4.9, 5, 5.1]	[1.9, 2, 2.1]	[5.9, 6, 6.1]	[3.756, 5.42, 7.128]

Вычислить ранги

Сохранить данные

**Стало**

Опасность	Возможность	Целесообразность	Ранг
[11.9, 12, 12.1]	[8.9, 9, 9.1]	[8.9, 9, 9.1]	[5.106, 7.53, 14.358]
[8.9, 9, 9.1]	[10.9, 11, 11.1]	[8.9, 9, 9.1]	[5.206, 7.43, 13.158]
[2.9, 3, 3.1]	[0.9, 1, 1.1]	[11.9, 12, 12.1]	[3.326, 4.69, 7.998]
[2.9, 3, 3.1]	[1.9, 2, 2.1]	[4.9, 5, 5.1]	[1.846, 2.7, 4.938]
[6.9, 7, 7.1]	[8.9, 9, 9.1]	[11.9, 12, 12.1]	[5.326, 7.49, 12.798]
[10.9, 11, 11.1]	[4.9, 5, 5.1]	[7.9, 8, 8.1]	[3.966, 6.01, 12.078]
[9.9, 10, 10.1]	[0.9, 1, 1.1]	[7.9, 8, 8.1]	[3.066, 4.81, 10.278]
[1.9, 2, 2.1]	[11.9, 12, 12.1]	[7.9, 8, 8.1]	4.466, 5.96, 8.778]
[10.9, 11, 11.1]	[5.9, 6, 6.1]	[6.9, 7, 7.1]	926, 5.94, 11.898]
[9.9, 10, 10.1]	[9.9, 10, 10.1]	[10.9, 11, 11.1]	[5.586, 8.02, 14.418]
[8.9, 9, 9.1]	[11.9, 12, 12.1]	[8.9, 9, 9.1]	[5.406, 7.68, 13.458]
[7.9, 8, 8.1]	[11.9, 12, 12.1]	[2.9, 3, 3.1]	[3.866, 5.56, 9.978]
[4.9, 5, 5.1]	[1.9, 2, 2.1]	[5.9, 6, 6.1]	[2.286, 3.42, 6.618]

Вычислить ранги

Сохранить данные

Рис. 3. Список классов объектов

3. Интегральный ранг класса объекта вычисляется на основе значений критериев и их весов.

4. Для наблюдаемого объекта на вход программного обеспечения поступает вектор значений признаков. Так как принад-

лежность нечеткая, то один наблюдаемый объект может относиться к нескольким классам с разной степенью уверенности.

5. Соотносится интегральная важность каждого класса объектов и степень уверенности что наблюдаемый объект ему принадлежит. В результате вычисляется интегральный интерес (ранг) наблюдаемого объекта.

Далее показано, как при варьировании важности одного критерия изменились интегральные ранги классов и интегральный интерес к одному наблюдаемому объекту.

В рассматриваемом примере интерес к объекту оценивается с помощью трех критериев. Интерфейс ввода и редактирования критериев показан на рис. 1. В первой колонке даны названия критериев. Важности критериев определяются нечеткими весами. Используется треугольная функция принадлежности для нечеткого веса.

На рис. 1 показано, что вес критерия «Опасность объектов данного класса» определяется треугольной функцией принадлежности  $[0.4, 0.6, 0.7]$ , а на рис. 2 –

$[0.1, 0.2, 0.6]$ . Веса остальных критериев в обоих случаях одинаковые.

Суть последующего вычислительного эксперимента – показать, как изменится интегральная оценка наблюдаемого объекта, если поменяются приоритеты критериев.

Веса изменили ранги классов. На рис. 3 показаны оценки объектов интереса. В первой выводятся названия объектов (на рисунке они закрашены синим прямоугольником), далее три колонки, по соответствующим трем критериям из рис. 1 и 2. Последняя колонка – это интегральный ранг объекта, посчитанный по формулам (9) и (10). Ранги нечеткие, поэтому отношения предпочтения между объектами также нечеткие. Верхняя часть рис. 3 соответствует рангам посчитанным весам, показанным на рис. 1, а нижняя часть рисунка соответствует рангам посчитанным весам показанным на рис. 2.

На рис. 4 показано, как используется наблюдение, полученное от системы технического зрения для определения интегрального ранга объекта.

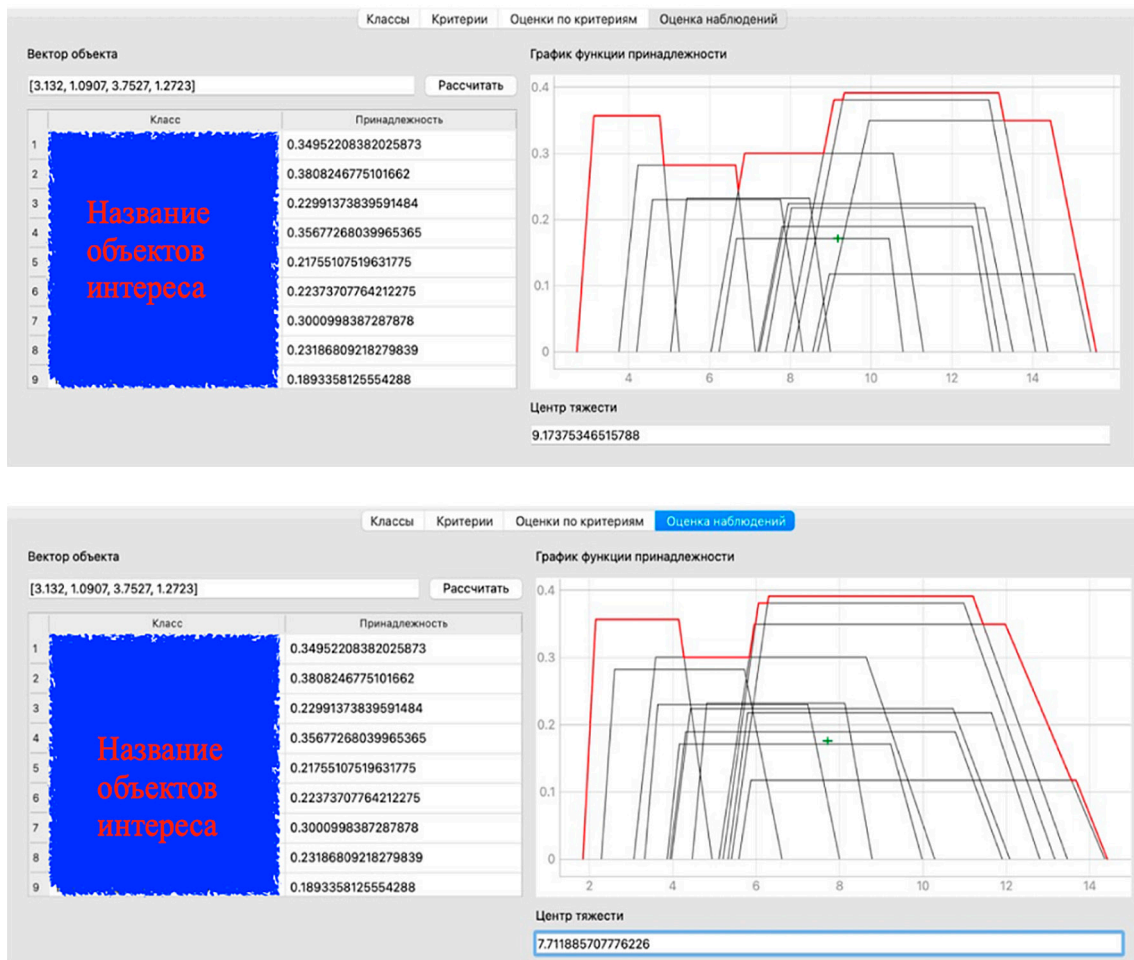


Рис. 4. Оценка вектора признаков

Наблюдаемые значения признаков показаны в левом верхнем углу. На практике – это инвариантные моменты  $X_u$ , полученные от системы компьютерного зрения. На основе этих моментов определена нечеткая принадлежность к соответствующим объектам интереса (на рис. 4 их имена закрашены синим прямоугольником). Нижняя и верхняя часть рисунка показывает, как изменяется интегральный интерес к объекту (его ранг) в случае изменения весов. В правой части рисунка показана общая функция принадлежности объекта интереса, посчитанная по формуле (11).

По формуле (11) ранги объединяются в единую функцию принадлежности, и для нее вычисляется центр тяжести по формуле (12), на рис. 4 – это крестик на графике справа. Положение креста на оси абсцисс – и есть дефазифицированный интегральный ранг объекта. Видно, что ранг изменяется при изменении веса критерия: был 9.17, а стал 7.71. Таким образом видно, что программа чувствительна к изменению весов критериев.

### Заключение

Многокритериальная оценка объектов интереса проводилась с помощью применения моделей и численных методов на основе теории нечетких множеств. В ходе выполнения работы был использован алгоритм нечеткой кластеризации. Было показано, как важность одного критерия может оказать влияние на интегральные ранги классов и интегральный интерес к объекту наблюдения.

Данный метод может быть успешно применен для приоритизации объектов ин-

тереса с точки зрения выбора наиболее важных целей. Предложенный подход позволяет учесть, как предпочтения эксперта, так и неопределенности идентификации объектов системой технического зрения.

### Список литературы

1. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. М.: ДМК Пресс, 2015. 400 с.
2. Сагтон Р.С., Барто Э.Дж. Обучение с подкреплением: введение. 2-е изд. М.: ДМК Пресс, 2020. 552 с.
3. Шалев-Шварц Ш., Бен-Давид Ш. Идеи машинного обучения: от теории к алгоритмам. М.: ДМК Пресс, 2019. 436 с.
4. Du C.-J., He H.-J., Sun D.-W. Object classification methods. Computer vision technology for food quality evaluation. 2nd Edition. Academic Press. 2016. P. 87–110. DOI: 10.1016/B978-0-12-802232-0.00004-9.
5. Титов А.И., Корсунов Н.И. 2022. Метод распознавания объектов в системах технического зрения роботов // Экономика. Информатика. 2022. Т. 49, № 4. С. 782–787. DOI: 10.52575/2687-0932-2022-49-4-782-787.
6. Баданина Н.Д., Зинченко А.А., Судаков В.А. Ранжирование объектов на основе нечеткой кластеризации // Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. 2022. № 68. С. 1–12. DOI: 10.20948/prepr-2022-68.
7. Коротеев М.В. Обзор некоторых современных тенденций в технологии машинного обучения // E-Management. 2018. № 1. С. 26–35. DOI: 10.26425/2658-3445-2018-1-26-35.
8. Осипов В.П., Судаков В.А. Многокритериальный анализ решений при нечетких областях предпочтений // Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. 2017. № 6. С. 1–16. DOI: 10.20948/prepr-2017-6.
9. Посадский А.И., Сивакова Т.В., Судаков В.А. Агрегирование нечетких суждений экспертов // Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. 2019. № 101. С. 1–12. DOI: 10.20948/prepr-2019-101.
10. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. 2-е изд. М.: Горячая линия – Телеком, 2013. 384 с.