УДК 551.50+004.942 Научная статья
DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-2-74-85
EDN: MSQZQQ

Компьютерное моделирование в среде Maple динамических процессов в условиях неопределенности на примере задачи метеорологии

О. В. Кудринская, Р. И. Паровик✉

Камчатский государственный университет имени Витуса Беринга
683032, Россия, г. Петропавловск-Камчатский, ул. Пограничная, 4

Аннотация. В статье проводится компьютерное моделирование погодных условий на основе данных атмосферного давления с привлечением теории нечетких множеств. В среде компьютерной математики Maple2021 с привлечением библиотеки линейной алгебры LinearAlgebra был реализован алгоритм расчета детерминированных и интегральных индексов ранжирования для нечетких множеств, которые характеризуют погодные условия. Исследования показали, что при умеренном атмосферном давлении на следующий день наблюдается более солнечная погода по сравнению с ситуацией, когда давление крайне низкое. На конкретных примерах было показано, что интегральные индексы ранжирования обеспечивают более точные результаты, чем детерминированные индексы ранжирования.

Ключевые слова: модель, нечеткие множества, интегральные индексы ранжирования, неопределенность, алгоритм, Maple2021, атмосферное давление, погода

Поступила 15.03.2025, одобрена после рецензирования 09.04.2025, принята к публикации 10.04.2025

Для цитирования. Кудринская О. В., Паровик Р. И. Компьютерное моделирование в среде Maple динамических процессов в условиях неопределенности на примере задачи метеорологии // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2025. Т. 27. № 2. С. 74–85. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-2-74-85

MSC: 94D05, 86A10 Original article

Computer modeling in the Maple environment of dynamic processes under uncertainty conditions using a meteorological problem as an example

O.B. Kudrinskaya, R.I. Parovik✉

Vitus Bering Kamchatka State University
683032, Russia, Petropavlovsk-Kamchatsky, 4 Pogranichnaya street

Abstract. Computer modeling of weather conditions based on atmospheric pressure data is carried out шп the article with the help of the theory of fuzzy sets. An algorithm was implemented for calculating integral ranking indices for fuzzy sets that characterize weather conditions in the computer mathematics program Maple2021, with the help of the LinearAlgebra library. It was shown that if the atmospheric pressure is not very high, the next day will be "sunnier", than in the case when the pressure is "very low". It was confirmed that integral ranking indices give more accurate information than deterministic ranking indices.

Keywords: model, fuzzy sets, integral ranking indices, uncertainty, algorithm, Maple2021, atmospheric pressure, weather

Submitted 15.03.2025, approved after reviewing 09.04.2025, accepted for publication 10.04.2025

For citation. Kudrinskaya O.B., Parovik R.I. Computer modeling in the Maple environment of dynamic processes under uncertainty conditions using a meteorological problem as an example. News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS. 2025. Vol. 27. No. 2. Pp. 74–85. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-2-74-85

Введение

В современных исследованиях большое внимание уделяется проблеме моделирования динамических процессов, характеризующихся неопределенностью и неполнотой исходной информации. Одним из эффективных инструментов для решения подобных задач является теория нечетких множеств [1–5], которая позволяет описывать явления, где традиционные модели с четкими границами не дают удовлетворительных результатов.

Динамические процессы, протекающие в сложных системах, часто обусловлены внешними и внутренними флуктуациями, шумами и случайными воздействиями, что приводит к появлению неопределенности в исходных данных. Традиционные модели не всегда могут адекватно описывать подобные явления. В этой связи внедрение нечеткой логики в процесс моделирования становится важным направлением, так как оно позволяет учитывать нечеткость параметров, неопределенность границ и нечеткую зависимость состояний системы. Например, нечеткие множества применяют в биологии [6], в экономике [7], метеорологии [8] и т.д.

При анализе сложных систем исследователи сталкиваются с парадоксом: чем сложнее система, тем менее точными становятся суждения о ее поведении, однако именно такие суждения часто имеют наибольшую практическую ценность.

Закономерности, описывающие процессы и явления в условиях неопределенности, связаны со случайными событиями, которые могут развиваться по-разному даже при идентичных условиях. Если рассматривать природу этих закономерностей как явлений, находящихся в условиях неопределенности, важно учитывать, что описание такой неопределенности может варьироваться в зависимости от объема и качества доступных данных. Следовательно, точный количественный анализ поведения сложных систем оказывается недостаточным для практического исследования реальных ситуаций. В таких случаях возникает необходимость применения методов, где элементами анализа выступают не числа, а нечеткие множества.

Нечеткое множество представляет собой математическую модель класса с размытыми границами. Основой этого подхода является логика, оперирующая нечеткой истинностью, нечеткими связями и нечеткими правилами вывода.

В настоящей работе применяется методология нечетких множеств к решению задачи метеорологии (прогнозирования погоды) [8–11] с помощью среды символьной математики Maple [12]. Реализован алгоритм расчета интегральных индексов ранжирования для нечетких множеств. Показано, что метод интегральных индексов работает лучше, чем метод детерминированных индексов ранжирования.

Элементы теории нечетких множеств

Теория нечетких множеств, предложенная Л. А. Заде в 1965 году [1], расширяет классическую теорию множеств, вводя понятие степени принадлежности элемента к множеству. Вместо традиционного булевого значения (0 или 1) каждому элементу сопоставляется число $\mu(x)$, которому соответствуют значения из интервала [0,1]. Введем некоторые основные определения теории нечетких множеств. Более подробно с этой теорией нечетких множеств можно ознакомиться в работах [1–5].

Определение 1. Функция принадлежности определяется следующим образом:

$$\mu_A(x): X \to [0,1], \tag{1}$$

где X – универсум дискурса, а A – нечеткое множество.

Определение 2. Универсум дискурса – базовое (универсальное) множество, которое обозначает совокупность всех объектов, которые рассматриваются в рамках данной задачи или модели.

Определение 3. Нечеткое множество A определяется

$$A = \bigcup_{x \in X} \mu_A(x)/x\ . \tag{2}$$

В формуле (2) знак / означает отделение значения функции принадлежности от соответствующего ей носителя нечеткого множества.

Определение 4. Носителем нечеткого множества A называется множество в обычном смысле, определяемое как

$$S(A) = \{x/x \in U, \mu_A(x) > 0\}\ . \tag{3}$$

Определение 5. Нечеткое отношение $R: X \to Y$ определяет бинарное отношение нечетких множеств X и Y, которое записывается в виде:

$$R = \bigcup_{(x,y) \in X \times Y} \mu_R(x,y)/(x,y)\ , \tag{4}$$

где функция принадлежности двух переменных в зависимости от постановки задачи показывает предпочтение или сходство элементов нечетких множеств.

Определение 6. Если между множествами $X \to Y$ и $Y \to Z$ имеются бинарные нечеткие отношения, то для определения бинарного отношения $X \to Z$ вводится операция композиция или максиминное произведение:

$$R \circ S = \bigcup_{x,z \in (X,Z)} \max\Big(\min\big(\mu_R(x,y), \mu_S(y,z)\big)\Big)\Big/(x,z)\ , \tag{5}$$

где S – отношение $Y \to Z$.

Операции над четкими множествами можно изучить в работах [1–5, 13].

Постановка задачи и методика решения

Рассмотрим пример решения задачи метеорологии, взятый из учебного пособия [13]. Многолетние наблюдения за погодой свидетельствуют о том, что высокое атмосферное давление обычно предвещает солнечную погоду на следующий день, тогда как низкое давление чаще всего сопровождается пасмурной погодой.

Требуется установить, какая будет погода, если:

1) атмосферное давление «не очень высокое» (высокое, но не самый высокий показатель);

2) атмосферное давление «очень невысокое» (низкое, но не самый низкий показатель).

Нужно установить, в каком случае будет «более солнечно».

Для решения этой задачи сначала введем нечеткие множества:

1) «высокое давление»;

2) «солнечная погода»;

3) «пасмурная погода».

Пусть ***A*** **– «высокое давление»** и определяется так:

$$\boldsymbol{A} = \left(a_1/740; a_2/750; a_3/760; a_4/770; a_5/780;\right),$$

где $\boldsymbol{a} = \left(a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\right)$ – вектор, элементами которого являются вероятности появления того или иного значения атмосферного давления, формируется на основе опытных экспертных оценок. Вторые значения определяют носитель числового нечеткого множества A и измеряются в миллиметрах ртутного столба.

Для описания погоды мы введем нечисловые нечеткие множества с элементами носителя:

1) «пасмурно»;
2) «пасмурно с прояснением»;
3) «переменная облачность»;
4) «ясно»;
5) «солнечно».

Обозначим соответствующие элементы как I, II, III, IV, V, где I – «пасмурно», II – «пасмурно с прояснением», III – «переменная облачность», IV – «ясная погода», V – «солнечно». Тогда можно сформировать следующие нечеткие множества:

$$\boldsymbol{B} = \textit{\textbf{«солнечная погода»}} = \left(0.2/I; 0.3/II; 0.5/III; 0.7/IV; 1/V;\right),$$

$$\boldsymbol{C} = \textit{\textbf{«пасмурная погода»}} = \left(1/I; 0.8/II; 0.4/III; 0.2/IV; 0.1/V;\right).$$

Здесь так же, как и для нечеткого множества *A*, первые значения имеют смысл вероятностей, которые определяются экспертами исходя из опыта наблюдений.

Определим нечеткие множества, которые нам понадобятся для решения задачи, и пусть известен вектор $\boldsymbol{a} = \left(0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1\right)$.

$$\overline{\boldsymbol{A}} = \textit{\textbf{«невысокое давление»}} = \left(\left(1-a_1\right)/I; \left(1-a_2\right)/II; \left(1-a_3\right)/III; \left(1-a_4\right)/IV; \left(1-a_5\right)/V;\right) =$$
$$= \left(0.8/I; 0.6/II; 0.4/III; 0.2/IV; 0/V;\right).$$

$$\boldsymbol{X_1} = \textit{\textbf{«не очень высокое давление»}} = \overline{\boldsymbol{A}^2} =$$
$$= \left(\left(1-a_1^2\right)/I; \left(1-a_2^2\right)/II; \left(1-a_3^2\right)/III; \left(1-a_4^2\right)/IV; \left(1-a_5^2\right)/V;\right) =$$
$$= \left(0.96/740; 0.84/750; 0.64/760; 0.36/770; 0/780;\right).$$

$$\boldsymbol{X}_2 = \textit{\textbf{«не очень высокое давление»}} = \left(\overline{A}\right)^{\boldsymbol{2}} =$$
$$= \left(\left(1-a_1\right)^2/I; \left(1-a_2\right)^2/II; \left(1-a_3\right)^2/III; \left(1-a_4\right)\ /IV; \left(1-a_5\right)^2/V;\right) =$$
$$= \left(0.64/740; 0.36/750; 0.16/760; 0.04/770; 0/780;\right).$$

Замечание 1. Здесь необходимо отметить, что слово **«очень»** в теории нечетких множеств эквивалентно операции возведения нечеткого множества в степень [13].

Методика решения поставленной задачи основывается на расчете индекса ранжирования.

Определение 7. Индекс ранжирования представляет собой функцию $H\left(Y_1, Y_2\right)$, зависящую от нечетких аргументов, которая используется для их сравнения. Этот индекс определяет, какое из нечетких множеств обладает большей значимостью и, следовательно, является приоритетным.

В качестве методики решения выберем два метода [13]:

1) метод, основанный на простейшем детерминированном индексе ранжирования;

2) метод, основанный на интегрированном индексе ранжирования.

Простейший детерминированный индекс ранжирования можно записать так [13]:

$$H_5^1(A,B)=\sup_{a>b}\min\big(\mu(a),\mu(b)\big),\ a\in X, b\in Y, \tag{6}$$

где $\sup$ – точная верхняя грань множества.

Кроме того, выполняется свойство $H_5^1(A,B)>H_5^1(B,A)\Rightarrow A>B.$ В случае, если выполняется равенство $H_5^1(A,B)=H_5^1(B,A)$, сравнение нечетких множеств не определено и необходимо использовать другой метод решения.

Интегрированный индекс ранжирования определяется по формуле [13]:

$$H_2(A,B)=H_+(A)-H_+(B), H_+(A)=\sum_{\Delta\alpha}M\left(A^\alpha\right)\Delta\alpha, \tag{7}$$

где $M\left(A^\alpha\right)=\dfrac{\inf\limits_{a\in A^\alpha} a+\sup\limits_{a\in A^\alpha} a}{2}$, A^α – α – уровневое подмножество нечеткого множества A, inf – точная нижняя грань множества. Причем выполняется соотношение

$$H_2(A,B)\geq 0\Rightarrow A>B.$$

Замечание 2. Как будет показано ниже, интегральные индексы ранжирования (7) приводят нас к более точному результату, чем детерминированные индексы ранжирования (6).

Результаты исследования

Составим нечеткое отношение: если высокое давление (A), то будет солнечная погода (B), иначе будет пасмурная погода (C). Это отношение будет определяться по формуле [13]:

$$R=A\times B\cup\bar{A}\times C.$$

В силу того, что это соотношение представляет операции над матрицами, воспользуемся библиотекой LinearAlgebra среды символьной компьютерной математики Maple2021. Отметим также, что приведенный ниже алгоритм можно реализовать в табличном процессоре Microsot Excel с помощью применения инструмента «Поиск решения» [14].

На языке Maple процедура для нечеткого отношения R имеет вид:

```
MaxMinCompose := proc(X, R)
local i, j, m, n, Y;
m := nops(X); n := ColumnDimension(R); Y := Vector(n, fill = 0);
   for j to n do
      Y[j] := max(seq(min(X[i][2], R[i, j]), i = 1 .. m));
    end do;
Y;
end proc
```

Результат работы процедуры – квадратная матрица вида:

$$\begin{bmatrix} 0,8 & 0,8 & 0,4 & 0,2 & 0,2 \\ 0,6 & 0,6 & 0,4 & 0,4 & 0,4 \\ 0,4 & 0,4 & 0,5 & 0,6 & 0,6 \\ 0,2 & 0,3 & 0,5 & 0,7 & 0,8 \\ 0,2 & 0,3 & 0,5 & 0,7 & 1 \end{bmatrix}$$

Далее, исходя из формулы (5) и составного правила вывода [13], находим векторы Y_1 и Y_2:

$$Y_1 = X_1 \circ R, Y_2 = X_2 \circ R.$$

Для этого можно использовать процедуру, описанную выше:

Y1 := MaxMinCompose(X1, R);

$$Y_1 = \left(0,8/I; 0,8/II; 0,5/III; 0,6/IV; 0,6/V\right)$$

Y2 := MaxMinCompose(X2, R);

$$Y_2 = \left(0,64/I; 0,64/II; 0,4/III; 0,36/IV; 0,36/V\right)$$

С учетом носителя визуализация векторов Y_1 и Y_2 представлена на рис. 1.

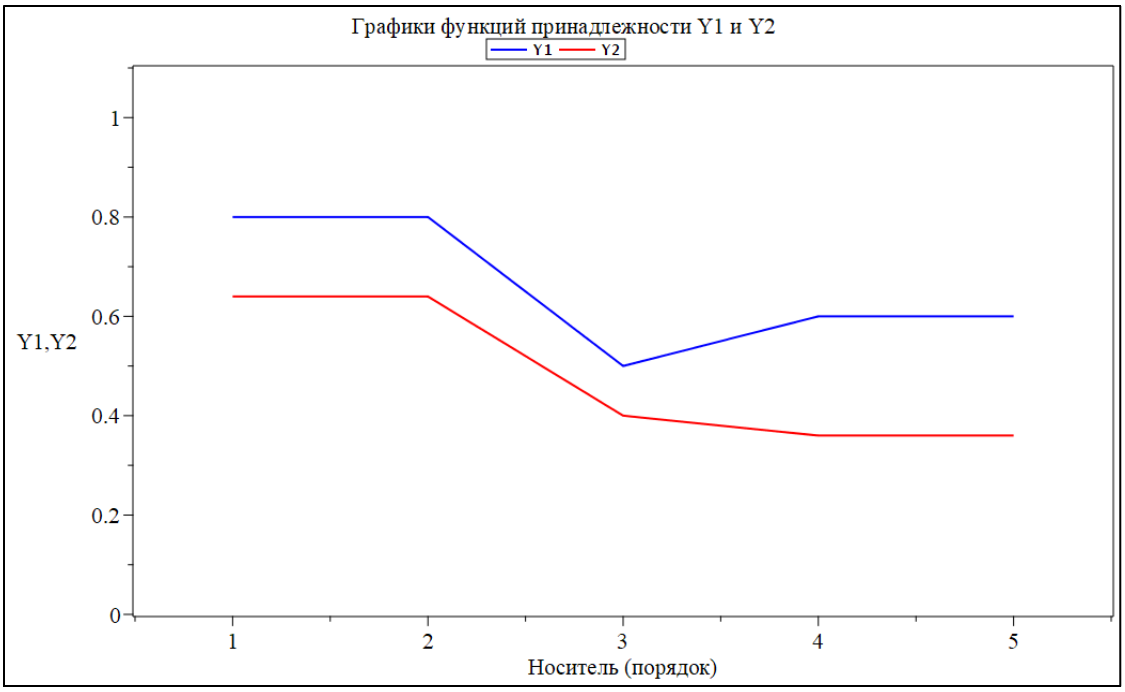

***Рис. 1**. Графики Y_1 и Y_2 / **Fig. 1**. Graphs Y_1 and Y_2*

Здесь можно отметить, что графики в основном себя ведут одинаково, кроме участка от 3 до 4.

Для сравнения нечетких множеств Y_1 и Y_2 сначала будем использовать детерминированный индекс ранжирования, рассчитанный по формуле (6). В системе Maple2021 определим функцию принадлежности $\mu(y)$:

```
mu:= y -> y;
H_Y1_Y2 := max(seq(seq(min(mu(Y1[i]), mu(Y2[j])), j = 1 .. nops(Y2)), i = 1 .. nops(Y1)));
H_Y2_Y1 := max(seq(seq(min(mu(Y2[i]), mu(Y1[j])), j = 1 .. nops(Y1)), i = 1 .. nops(Y2)));
printf("Простейший индекс ранжирования H(Y1, Y2) = %f\n", H_Y1_Y2);
printf("Простейший индекс ранжирования H(Y2, Y1) = %f\n", H_Y2_Y1);
```

Простейший индекс ранжирования H(Y1, Y2) = 0.640000;

Простейший индекс ранжирования H(Y2, Y1) = 0.640000.

Одинаковые результаты, полученные с помощью детерминированного индекса ранжирования для нечетких множеств Y_1 и Y_2, свидетельствуют о его ограниченности в данном контексте. Это не позволяет определить, при каком условии будет «более солнечно».

Замечание 3. Одним из ограничений детерминированных индексов ранжирования является их неспособность учитывать тип и форму функции принадлежности, которая характеризует сравниваемые нечеткие множества. Это ограничение приводит к тому, что такие индексы не могут точно оценить степень сходства или различия между нечеткими множествами, что может негативно сказаться на качестве ранжирования.

Чтобы устранить этот недостаток, применим интегральный индекс ранжирования (7). Реализуем этот метод в программном коде на языке Maple2021. Для этого нам понадобятся следующие пользовательские функции:

1. AlphaCut – функция для расчета α-уровней. Принимает нечеткое множество Y и уровень alpha. Возвращает список процентных значений, соответствующим элементам, которые $\mu \geq \alpha$.

```
AlphaCut := proc(Y, alpha) local i, result; result := [];
  for i to nops(Y) do
    if alpha <= Y[i][1] then result:= [op(result), Y[i][2]];
    end if;
  end do;
 return result;
end proc;
```

2. AlphaCut – функция для вычисления среднего значения между минимальным и максимальным процентом в списке. Если список пуст, то возвращает 0.

```
avgCalc := proc(listValues) local sorted, n;
 if nops(listValues) = 0 then return 0;
 end if;
sorted := sort(listValues);
n := nops(sorted); return 1/2*sorted[1] + 1/2*sorted[n];
end proc;
```

3. calculate_H_plus_auto – функция для вычисления интегрированного индекса.

```
calculate_H_plus_auto := proc(Y)
 local i, U, n, delta, A, avg_vals, H_plus; U := {};

# Извлечение уникальных значений μ и сортировка их по возрастанию
    for i to nops(Y) do
      U := U union {Y[i][1]};
    end do;
 U:= sort(convert(U, list)); n := nops(U);
```

```
# Вычисление весовых коэффициентов
delta := [];
  for i to n do
     if i = 1 then delta := [op(delta), U[1]];
              else delta := [op(delta), U[i] - U[i - 1]];
     end if;
  end do;

# Расчет α-уровней и средних значений для каждого уровня
 A := [seq(AlphaCut(Y, U[i]), i = 1 .. n)];
avg_vals := [seq(avgCalc(A[i]), i = 1 .. n)];
# Вычисление интегрального индекса
  H_plus := 0;
    for i to n do
      H_plus := H_plus + avg_vals[i]*delta[i];
    end do;
    return H_plus, U, delta, A, avg_vals;
  end proc;
```

4. auto_calc – функция для автоматизации расчетов. Принимает нечеткое множество Y. Вызывает вычисление интегрального индекса, выводит результаты и возвращает вычисленные данные.

```
auto_calc := proc(Y)
  local H_plus, U, delta, A, avg_vals;
 H_plus, U, delta, A, avg_vals := calculate_H_plus_auto(Y);
printf("Результаты для множества:\n");
printf("Выбранные уровни alpha; (уникальные mu;): %a\n", U);
printf("Веса Delta; (рассчитаны как разности): %a\n", delta);
printf("Alpha-уровни (процентные значения): %a\n", A);
printf("Средние значения для каждого уровня: %a\n", avg_vals);
printf("Интегральный индекс H+ = %g\n", H_plus); return H_plus, U, delta, A, avg_vals;
end proc.
```

Работа перечисленных выше функций приведена ниже.

Расчет для нечеткого множества Y_1.

```
Y1:= [[0.8, 5], [0.8, 15], [0.5, 40], [0.6, 80], [0.6, 100]];
printf("\nРасчёты для Y1:\n");
auto_calc(Y1);
```

Расчеты для Y1:
Результаты для множества:
Выбранные уровни alpha; (уникальные mu;): [.5, .6, .8]
Веса Delta; (рассчитаны как разности): [.5, .1, .2]
Alpha-уровни (процентные значения): [[5, 15, 40, 80, 100], [5, 15, 80, 100], [5, 15]]
Средние значения для каждого уровня: [105/2, 105/2, 10]
Интегральный индекс H+ = 33.5.

Расчет для нечеткого множества Y_2.

```
Y2:= [[0.64, 5], [0.64, 15], [0.4, 40], [0.36, 80], [0.36, 100]];
printf("\nРасчёты для Y2:\n");
auto_calc(Y2);
```

Расчеты для Y2:
Результаты для множества:
Выбранные уровни alpha; (уникальные mu;): [.36, .4, .64]
Веса Delta; (рассчитаны как разности): [.36, .4e-1, .24]
Alpha-уровни (процентные значения): [[5, 15, 40, 80, 100], [5, 15, 40], [5, 15]]
Средние значения для каждого уровня: [105/2, 45/2, 10]
Интегральный индекс H+ = 22.2.

В результате получили $H_+(Y_1)=33.5$ и $H_+(Y_2)=22.2$. Откуда следует согласно (7), что $Y_1 > Y_2$. Это означает, что если атмосферное давление не очень высокое, то на следующий день будет «более солнечно», чем в том случае, когда давление «очень невысокое». Это означает, что если атмосферное давление не очень высокое (высокое, но не самый верхний показатель), то на следующий день будет «более солнечно», чем в том случае, когда давление «очень невысокое» (низкое, но не самый низкий показатель).

Рассмотрим другой пример. Пусть

$$\boldsymbol{A} = \text{«высокое давление»} =$$
$$=(0.3/740;0.4/750;0.5/760;0.6/770;1/780).$$

Остальные нечеткие множества возьмем из предыдущего примера. На рис. 2 приведены графики функций принадлежности Y_1 и Y_2.

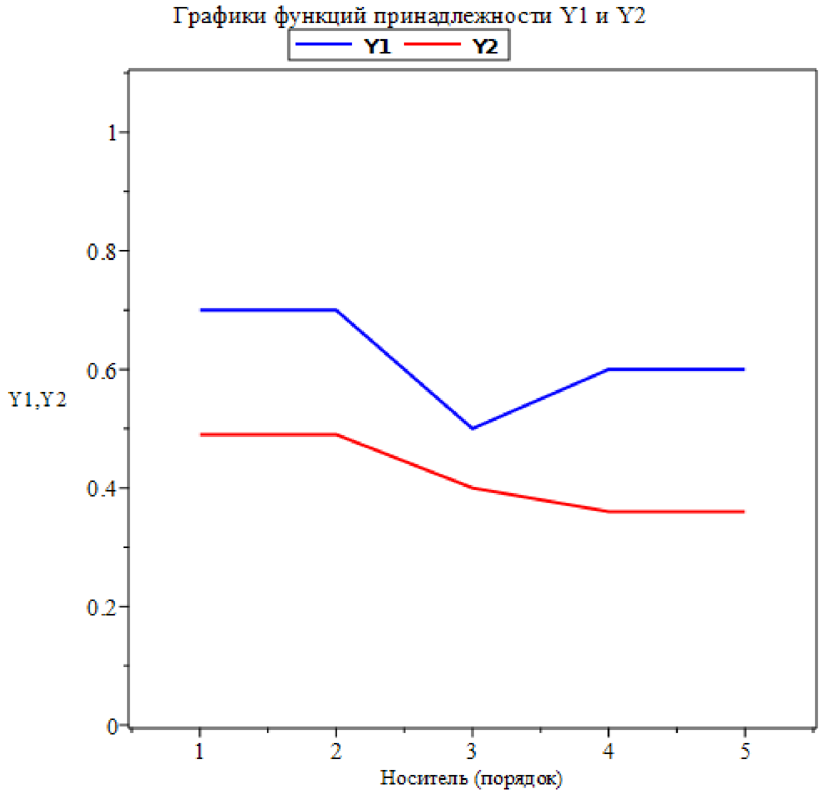

Рис. 2. *Графики* Y_1 *и* Y_2 / ***Fig. 2.*** *Graphs* Y_1 *and* Y_2

Видно, что график функций принадлежности Y_1 и Y_2 изменился по сравнению с аналогичным графиком, представленным на рисунке 1. Значения функции Y_2 падают практически на более широком диапазоне носителя от 2 до 4. Это указывает на то, что индексы ранжирования также будут меньше. Результат работы алгоритма в Maple2021 приведен ниже.

Простейший индекс ранжирования H(Y1, Y2) = 0.490000.
Простейший индекс ранжирования H(Y2, Y1) = 0.490000.

Расчеты для Y1:
Результаты для множества:
Выбранные уровни alpha; (уникальные mu;): [.5, .6, .7];
Веса Delta; (рассчитаны как разности): [.5, .1, .1];
Alpha-уровни (процентные значения): [[5, 15, 40, 80, 100], [5, 15, 80, 100], [5, 15]];
Средние значения для каждого уровня: [105/2, 105/2, 10]
Интегральный индекс H+ = 32.5.

Расчеты для Y2:
Результаты для множества:
Выбранные уровни alpha; (уникальные mu;): [.36, .4, .49];
Веса Delta; (рассчитаны как разности): [.36, .4e-1, .9e-1];
Alpha-уровни (процентные значения): [[5, 15, 40, 80, 100], [5, 15, 40], [5, 15]];
Средние значения для каждого уровня: [105/2, 45/2, 10];
Интегральный индекс H+ = 20.7.

Здесь мы также видим, что значения индексов ранжирования ожидаемо уменьшились, но тенденция сохранилась – простейший детерминированный индекс не дает однозначного результата. Поэтому интегральный индекс ранжирования здесь дает более точный результат.

Заключение

В работе с помощью теории нечетких множеств на конкретном примере показана методика исследования динамических процессов в условиях неопределенности. С помощью компьютерной среды символьной математики Maple был реализован алгоритм расчета интегральных индексов ранжирования. Показано, что интегральные индексы ранжирования дают более точный результат решения, чем детерминированные индексы, так как они учитывают весь спектр распределений нечетких множеств.

Дальнейшее развитие исследований может заключаться в применении теории нечетких множеств к метеорологическим данным по Камчатскому краю по аналогии с работами [9–11]. Другое продолжение исследований может быть связано с применением теории нечетких множеств к обыкновенным дифференциальным уравнениям [15, 16], которые являются модельными для различных динамических процессов в условиях неопределенности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Zadeh L.A. Fuzzy sets. *Information and Control*. 1965. Vol. 8. No. 3. Pp. 338–353.

2. Dubois D.J. Fuzzy sets and systems: theory and applications. New York: Academic press, 1980. Vol. 144.

3. Zadeh L.A., Aliev R.A. Fuzzy logic theory and applications: part I and part II. World Scientific Publishing, 2018. DOI: 10.1142/10936

4. Voskoglou M.G. Fuzzy sets, fuzzy logic and their applications. *MDPI*, 2020. DOI: 10.3390/books978-3-03928-521-1

5. Pedrycz W. An introduction to computing with fuzzy sets. *IEEE ASSP Magazine*. 2021. Vol. 190. 283 p.

6. Yankovyi O., Tsimoshynska O., Koval V., Kazançoğlu Y. Applying fuzzy logic to the assessment of latent economic features. *Advances in soft computing applications*. 2023. Pp. 1–21. DOI: 10.1201/9781003425885-1

7. Suzuki A., Negishi E. Fuzzy logic systems for healthcare applications. *Journal of Biomedical and Sustainable Healthcare Applications*. 2024. Vol. 4. No. 1. DOI: 10.53759/0088/jbsha20240401

8. Cao H., Chen G. Some applications of fuzzy sets to meteorological forecasting. *Fuzzy Sets and Systems*. 1983. Vol. 9. No. 1–3. Pp. 1–12.

9. Gómez V., Casanovas A. Fuzzy logic and meteorological variables: a case study of solar irradiance. *Fuzzy Sets and Systems*. 2002. Vol. 126. No. 1. Pp. 121–128.

10. Aprianti W., Mukhlash I. The application of rough set and fuzzy rough set based algorithm to classify incomplete meteorological data. *2014 International Conference on Data and Software Engineering (ICODSE)*. IEEE, 2014. Pp. 1–6.

11. Małolepsza O., Mikołajewski D., Prokopowicz P. Using fuzzy logic to analyse weather conditions. *Electronics*. 2025. Vol. 14. No. 1. P. 85.

12. Thompson I. Understanding Maple. UK: Cambridge University Press, 2016. 228 p.

13. *Трусов П. В.* Введение в математическое моделирование. М.: Университетская книга, Логос, 2007. 440 с.

Trusov P.V. *Vvedeniye v matematicheskoye modelirovaniye* [Introduction to mathematical modeling]. Moscow: Universitetskaya kniga, Logos. 2007. 440 p. (In Russian)

14. Kudrinskaya O.V. Application of the tablective processor while solving the optimization problems. *Vestnik KRAUNC. Fiz.-Mat. Nauki*. 2017. No. 1(17). Pp. 68–81. DOI: 10.18454/2079-6641-2017-17-1-68-81

15. Mazandarani M., Xiu L. A review on fuzzy differential equations. *IEEE access*. 2021. Vol. 9. Pp. 62195–62211. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3074245

16. Mazandarani M., Najariyan M. Fuzzy differential equations: conceptual interpretations. *Evolutionary Intelligence*. 2024. Vol. 17. No. 1. Pp. 441–456. DOI: 10.1007/s12065-022-00716-z

Финансирование. Исследование проведено в рамках программы «Приоритет–2030».

Funding. The study was conducted within the framework of the Priority–2030 program.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

Вклад авторов:

Р. И. Паровик – постановка задачи, интерпретация результатов,
О. В. Кудринская – расчеты, визуализация и код программы.

Contribution of the authors:

R.I. Parovik – problem statement, results interpretation,
O.V. Kudrinskaya – calculations, visualization and program code.

Информация об авторах

Кудринская Ольга Владимировна, аспирант, Камчатский государственный университет имени Витуса Беринга;

683032, Россия, г. Петропавловск-Камчатский, ул. Пограничная, 4;

kudrinskayakam2020@gmail.com, ORCID: https://orcid.org/0009-0008-5874-0534, SPIN-код: 4892-1103

Паровик Роман Иванович, д-р физ.-мат. наук, доцент, профессор ДВО РАН, профессор кафедры информатики и математики, Камчатский государственный университет имени Витуса Беринга;

683032, Россия, г. Петропавловск-Камчатский, ул. Пограничная, 4;

parovik@ikir.ru, ORCID: https://orcid.org/0000-0002-1576-1860, SPIN-код: 4295-6894

Information about the authors

Olga V. Kudrinskaya, Post-graduate Student, Vitus Bering Kamchatka State University;

683032, Russia, Petropavlovsk-Kamchatsky, 4 Pogranichnaya street;

kudrinskayakam2020@gmail.com, ORCID: https://orcid.org/0009-0008-5874-0534, SPIN-code: 4892-1103

Roman I. Parovik, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor, Professor, Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, Professor of the Department of Computer Science and Mathematics, Vitus Bering Kamchatka State University;

683032, Russia, Petropavlovsk-Kamchatsky, 4 Pogranichnaya street;

parovik@ikir.ru, ORCID: https://orcid.org/0000-0002-1576-1860, SPIN-code: 4295-6894