

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ

### Введение

В задачах интеллектуальной обработки сигнальной радиолокационной информации, связанных с построением и анализом аппроксимирующих моделей обнаружения и распознавания воздушных объектов наряду с традиционными методами регрессионного анализа и аппаратом различных преобразований (Фурье, Лапласа и т.п.) используются подходы, основанные на вычислительном интеллекте [1, 2] и, прежде всего, нейро-фаззи системы. Появившийся в последние годы аппарат F (нечеткие)-преобразования перебрасывает мостик между традиционными преобразованиями и системами нечеткого вывода, а в перспективе и с более мощными средствами вычислительного интеллекта. Нечеткое преобразование – это математически обоснованный «мягкий» вычислительный метод со многими приложениями [3, 7, 8]. В данной работе показано, как этот подход может использоваться для интеллектуального анализа радиолокационных данных, в том числе радиолокационных изображений: во-первых, для обнаружения и распознавания объектов локации из анализа связей и функциональных (семантических) зависимостей среди атрибутов (признаков); во-вторых – для определения радиолокационных изображений, которые имеют функциональный (смысловой) характер.

В общем случае F-преобразование (нечеткое преобразование) является средством представления бесконечномерного функционального пространства с помощью конечномерного векторного пространства путем установления определенного соответствия между множеством непрерывных вещественных функций, заданных на ограниченном интервале, и множеством векторов. Естественно, что обратное F-преобразование переводит полученные векторы в другие непрерывные функции, аппроксимирующие исходные.

Представим, что имеются радиолокационные данные в виде координат отметок, их угловой размер, а также разного типа виртуальные изображения, сформированные на основе первичной обработки эхо-сигнала. Поступающие данные представляют собой смесь полезных, различных шумовых и мешающих отметок, т.е. это нечеткие выборки и множества. Тогда имеется возможность использовать аппарат нечеткого преобразования [4, 5] для обнаружения функциональных зависимостей среди смеси отметок и изображений. Полученные зависимости в виде трассового следа отметок позволяют распознавать трассы подвижных объектов на фоне ложных отметок.

Для изображений, полученных с помощью установления определенного соответствия между полученными спектральными картинками и известными векторными картинками, является возможность создания окончательного аппроксимированного изображения для выделения полезной информации на фоне естественных и искусственных помех. Для этого используются нечеткие преобразования нулевой степени ( $F^0$ -преобразование) и первой степени ( $F^1$ -преобразование.) Соответствие между точками объекта в двух изображениях получается алгоритмом подобия изображения, основанным на  $F^0$ -преобразовании. Затем с помощью  $F^1$ -преобразования вычисляется вектор сдвига для соответствующих углов и по алгоритму слияния изображений создается окончательное изображение.

### Метод нечеткого преобразования

Пусть преобразуемая функция поведения радиолокационной отметки или образа ее спектра  $y = f(x)$  задана на ограниченном интервале  $[a, b]$ , на котором также задан набор фиксированных узлов  $a \leq c_1 < c_2 < \dots < c_j < \dots < c_h \leq b$ . С каждым из узлов связана функция принадлежности  $\mu_j(x)$  так, что их полный набор  $\mu_1(x), \dots, \mu_j(x), \dots, \mu_h(x)$ , который также может быть

задан в векторной форме  $\mu^h = (\mu_1(x), \dots, \mu_j(x), \dots, \mu_h(x))^T$ , формирует нечеткое разбиение интервала  $[a, b]$ . В теории нечеткого преобразования (F-преобразование) функции принадлежности  $\mu_j(x)$ , которые удовлетворяют требованиям:  $\mu_j(x) : [a, b] \rightarrow [0, 1]$ ,  $\mu_j(c_j) = 1$ ;  $\mu_j(x) = 0$ , если  $x \notin (c_{j-1}, c_{j+1})$ , т.е. функции принадлежности имеют компактное основание;  $\mu_j(x)$  непрерывны;  $\mu_j(x)$  возрастают на интервале  $[c_{j-1}, c_j]$  и убывают на  $[c_j, c_{j+1}]$ ; и, наконец,

$$\sum_{j=1}^h \mu_j(x) = 1. \quad (1)$$

называются базисными.

Тогда набор вещественных чисел  $F^h = (F^1, \dots, F^j, \dots, F^h)^T$  таких, что

$$F_j = \frac{\int_a^b f(x) \cdot \mu_j(x) \cdot dx}{\int_a^b \mu_j(x) \cdot dx}, \quad j = 1, 2, \dots, h \quad (2)$$

называется интегральным нечетким F-преобразованием функции  $f(x)$  относительно  $\mu_1(x), \dots, \mu_j(x), \dots, \mu_h(x)$ . Это функция  $f \in C[a, b]$  относительно  $\mu_1, \dots, \mu_h$ , обозначенная  $F_h[f]$ . Затем, согласно ранее данному определению, мы можем записать  $F_h[f] = [F_1, \dots, F_h]$ .

Элементы  $F_1; \dots; F_h$  называют компонентами F- преобразования. На рис. 1 приведен компонент  $F_j$  нечеткого преобразования функции  $f$ , вычисленный по базисной функции  $\mu_j(x)$  треугольной формы.

Из [3] следуют полезные свойства компонентов F- преобразования. Одно из ключевых свойств касается проблемы: насколько точно исходная функция  $f$  представлена F- преобразованием? Это можно показать предположениями относительно исходной функции, компонентами F- преобразования как средневзвешенного значения заданной функции, где веса определены базовыми функциями.

Рассмотрим теперь дискретный случай, где исходная функция  $f$  известна (может быть вычислена) только в отдельных точках  $x(1), y(1), x(2), y(2), \dots, x(k), y(k), \dots, x(l), y(l), h \leq l$ .

В этом случае уместно использование дискретного F- преобразования в виде

$$F_j(l) = \frac{\sum_{k=1}^l y(k) \mu_j(x(k))}{\sum_{k=1}^l \mu_j(x(k))} = \frac{\sum_{k=1}^l f(x(k)) \mu_j(x(k))}{\sum_{k=1}^l \mu_j(x(k))}, \quad j = 1, 2, \dots, h, \quad (3)$$

при этом можно заметить, что  $F_j(l)$  доставляет минимум критерию

$$E_j^l = \sum_{k=1}^l (f(x(k)) - F_j)^2 \mu_j(x(k)), \quad (4)$$

т.е. исходная функция  $f$  может быть представлена F- преобразованием сколь угодно точно в зависимости от количества заданных точек.

На рис. 2 показан результат дискретного F- преобразования над виртуальным изображением, полученным на основе реальных записей радиолокационных эхо-сигналов.

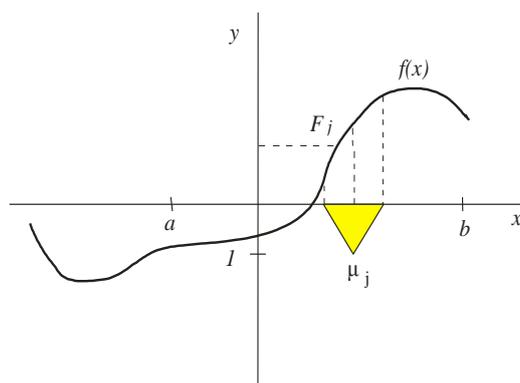


Рис. 1. Компонент  $F_j$  нечеткого преобразования функции  $f$

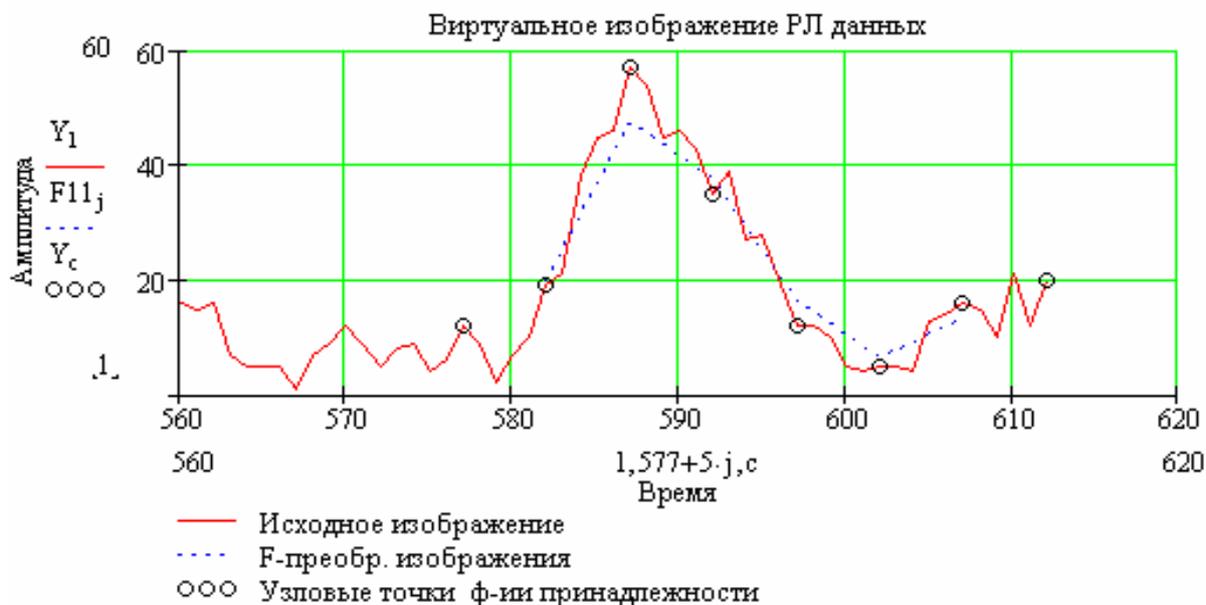


Рис. 2. Процесс дискретного F- преобразования над изображением на основе реальных радиолокационных данных

В простейшем случае при неравномерном расположении узлов-центров  $c_j$  в качестве функций принадлежности можно использовать треугольные конструкции

$$\mu_j(x) = \frac{c_{j+1} - x}{c_{j+1} - c_j}, \quad \mu_{j+1}(x) = \frac{x - c_{j-1}}{c_j - c_{j-1}}, \quad x \in [c_{j-1}, c_{j+1}], j = 1, 2, \dots, h-1, \quad (5)$$

вид которых веден на рис. 1.

### Обратное F-преобразование

Обратное F- преобразование определяется выражением

$$y_F(k) = f_{F,h}(x(k)) = \sum_{j=1}^h F_j(1) \mu_j(x(k)) = (F^h(1))^T \mu^h(x(k)), \quad (6)$$

при этом существует такое число узлов  $h_\epsilon$ , что

$$|f(x(k)) - f_{F,h_\epsilon}(x(k))| < \epsilon, \quad (7)$$

где  $\epsilon$  – произвольное малое положительное число, т.е. обратное F-преобразование сколь угодно точно аппроксимирует исходную функцию.

### F-преобразование для анализа радиолокационных данных

Радиолокационные данные формируются на основе **первичной обработки** эхо-сигнала с целью выделения полезной информации на фоне естественных и искусственных помех. На входе – сигнал с приемника антенно-фидерной системы (АФС) РЛС, на выходе – положение целей, их угловой размер, азимут и расстояние. Проводится устройством первичной обработки (УПО), которое находится в РЛС.

На основе этих данных осуществляется *вторичная обработка*: определение отметок радиолокационных объектов и их сопровождение, определение курса, скорости и высоты, а также прогнозирование положения отметок в следующем периоде обзора. Изначально вторичная обработка осуществлялась с помощью комплекса средств автоматизации системы управления (КСА АСУ), современные РЛС самостоятельно осуществляют данную обработ-

ку, при необходимости обработка может быть перенесена на КСА по команде оператора. Однако возможности вычислительных средств и существующие алгоритмы обработки не позволяют полностью отказаться от оператора в сложной помеховой обстановке (например, при наличии помех типа «ангел-эхо») [6].

Из анализа существующих систем обработки радиолокационных данных следует, что на всех этапах обработки данных требуется или непосредственное участие оператора, или его постоянный контроль над процессом. Предлагается использовать математический аппарат F- преобразования, позволяющий проводить семантический анализ данных и таким образом автоматизировать выполнение операций, которые человек-оператор проводит на всех этапах обработки радиолокационных данных [5]. Рассмотрим этот вопрос более подробно.

Представлено два приложения F- преобразования для анализа радиолокационных данных: с помощью первого находится функциональная зависимость среди данных; с помощью второго – определяется трассовый след, и распознаются трассы подвижных объектов на фоне ложных отметок. Оба метода основываются на данных, имеющих следующую общую форму

	$X_1$	$\cdots$	$X_i$	$\cdots$	$X_n$
$o_1$	$f_{11}$	$\cdots$	$f_{1i}$	$\cdots$	$f_{1n}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$o_j$	$f_{j1}$	$\cdots$	$f_{ji}$	$\cdots$	$f_{jn}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$o_m$	$f_{m1}$	$\cdots$	$f_{mi}$	$\cdots$	$f_{mn}$

(рис. 3), где  $o_1, \dots, o_m$  – отметки радиолокационных объектов,  $X_1, \dots, X_n$  – параметры и признаки отметок (координаты, время измерений, ширина отметки, признак повтора отметки, признак наличия соседних отметок и т.д.). Значения  $f_{ji} \in \mathbb{R}$ ,  $j = 1, \dots, m$ ,  $i = 1, \dots, n$  – параметров отметок  $i$ , измеренных на объекте  $j$ . Для каждого  $X_i$  определяется интервал существования  $w_i = [a_i, b_i] \subset \mathbb{R}$ .

Находим зависимости между параметрами отметок, у которых есть общая (упрощенная) форма

Рис. 3. РЛ данные

$$X_z = H(X_1, \dots, X_k), \quad (8)$$

где  $X_z$ ,  $z \in \{1, \dots, n\}$  выбрана в качестве зависимого атрибута  $X_1, \dots, X_k$ ,  $k \leq n$  и  $1, \dots, k \neq z$  выбраны как независимые атрибуты, а  $H: w_1 \times \dots \times w_k \rightarrow w_z$  – функция, существование которой должно быть обнаружено F- преобразованием. В частности, находим зависимости, которые характеризуют выбранный атрибут  $X_z$ , и далее следим за моделями поведения  $X_z$ . Стоит упомянуть, априорно нет никакого доказательства, что такие модели существуют.

Предлагается следующая процедура, которая проверяет существование модели, которая выражена формулой (8):

- предположим, что  $H$  – непрерывная функция параметров  $X_1, \dots, X_k$ ;
- выберем определенные нечеткие интервалы существования  $w_1, \dots, w_k$  и конструкцию дискретного F-преобразования от  $H$  (как от аргументов  $X_1, \dots, X_k$ ), используя значения соответствующих атрибутов  $X_1, \dots, X_k$ , приведенных в анализируемых данных;
- создадим обратное F-преобразование  $H_F$  от  $H$  (согласно (8)) и оценим различие между ним и  $H$  (или  $X_z$ ) в общих точках;
- если различие надлежащее, тогда используем обратное F- преобразование  $H_F$  от  $H$  как модель  $X_z$ , в противном случае можно быть уверенным, что непрерывная модель  $X_z$  как функция от  $X_1, \dots, X_k$  не существует.

Если предложенная процедура не заканчивается моделью  $X_z$ , то можно найти лучшую модель  $X_z$ , удовлетворяющую выбранной точности (различие между моделью и  $X_z$  в общих точках). В этом случае описанная процедура применяется к другим комбинациям независимых атрибутов и выбирается комбинация, которая ведет к модели с наилучшим значением точности. Если предложенная процедура не заканчивается с моделью  $X_z$ , тогда можно повторить ее с другими комбинациями независимых атрибутов, пока все не будут исчерпаны.

## Анализ зависимостей между атрибутами радиолокационных данных

Следующее приложение демонстрирует, что F- преобразование может быть применено к обнаружению функциональной зависимости среди данных, определению наличия трассового следа и распознаванию трасс подвижных объектов на фоне ложных отметок из зависимости между атрибутами в виде (8). Контекст (интервала существования)  $w_i$  каждого атрибута  $X_i=1, \dots, k, z$  разделен на  $n_i$  базисные функции. Ожидаемая зависимость получена соответствующим обратным дискретным F- преобразованием функции (8) от определенных данных. Таким образом, F- преобразование, в определенном смысле, может заменить регрессионный анализ проверкой существования зависимостей.

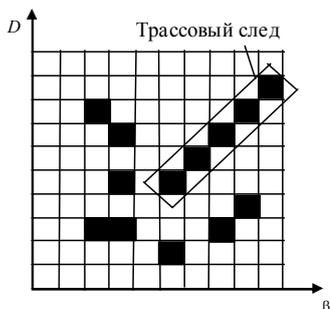


Рис. 4. Модель трассового следа отметок подвижного объекта и мешающего фона

Приведенный метод демонстрируется на конкретном приложении для анализа радиолокационных данных. Радиолокационные данные содержат значения положения отметок целей, их угловой размер, азимут и расстояние в определенный момент времени.

Цель этого приложения состоит в том, чтобы создать оптимальную математическую модель трассового следа отметок подвижного объекта и мешающих отметок типа «ангел-эхо» (рис. 4), т.е. найти минимальный набор атрибутов (независимых переменных), которые определяют динамику процесса.

Рассматривались все возможные комбинации из атрибутов, помещенных в первые шесть столбцов созданной базы данных, исходя из необходимости определения наличия трассового следа и распознавания трасс подвижных объектов на фоне ложных помех.

Также анализировалось, может ли данная радиолокационная ситуация быть смоделирована как функция выбранных атрибутов (начинали с трех и затем увеличивали их число). Для каждой комбинации атрибутов вычислялся индекс определенности с самыми высокими значениями вероятности правильного отождествления отметок полезных объектов на фоне ложных в том же индексе.

Для каждой выбранной комбинации атрибутов можно создать соответствующее обратное (дискретное) F- преобразование (трассовый след как функция выбранных атрибутов). Эта модель имеет наименьшее значение ошибок и может быть использована в качестве оптимальной модели.

## Нечеткие преобразования для регистрации и анализа изображений

Показана возможность применения нечетких преобразований нулевой степени ( $F^0$ -преобразование) и первой степени ( $F^1$ -преобразование) для регистрации и анализа изображений.  $F^1$ -преобразование используется для извлечения точек объекта на этапе обнаружения края. Соответствие между точками объекта в двух изображениях получается с помощью алгоритма подобия изображений, основанного на  $F^0$ -переходе. Затем вычисляется вектор сдвига для соответствующих углов, и по алгоритму слияния изображений создается окончательное изображение.

F- преобразование состоит из двух этапов: прямое и обратное преобразование. Этот метод оказался мощным инструментом во многих приложениях, в том числе, для сжатия изображений [5]. Пользователь может управлять качеством сжатия, выбирая количество компонентов в F-преобразователе. Другое приложение – объединение изображений, где несколько поврежденных помехой изображений объединены в одно изображение лучшего качества. Сжатие изображения и интерполяция являются следующим приложением, где прямое F- преобразование уменьшает исходное изображение, а обратное F- преобразование может использоваться в качестве метода интерполяции.

## Заключение

Приводятся результаты исследований о возможности интеллектуального анализа радиолокационных данных с использованием аппарата нечеткого преобразования. Показано, как этот подход может использоваться для интеллектуального анализа радиолокационных данных, в том числе радиолокационных изображений. Во-первых, каким образом осуществляется обнаружение и распознавание объектов локации из анализа связей и функциональных (семантических) зависимостей среди атрибутов (признаков); во-вторых, как может применяться для определения полезных радиолокационных отметок и изображений, имеющих функциональный (смысловой) характер.

### Список литературы:

1. Russel S. Artificial intelligence. A modern approach, Second Edition / S. Russel, P. Norvig. Williams, 2006. 1410 p.
2. George F. L. Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem-Solving. 4 ed. Williams, 2005. 864 p.
3. Perfilieva I. Fuzzy transforms: Theory and applications // Fuzzy Sets and Systems, 2006. Vol. 157, № 8. P. 993–1023.
4. Perfilieva I. Fuzzy transform in the analysis of data / I. Perfilieva, V. Novák, A. Dvořák // International Journal of Approximate Reasoning. Elsevier, 2007. Vol. 48, № 1. P. 36-46.
5. Hurtik P., Perfilieva I., Hodáková P. Fuzzy Transform Theory in the View of Image Registration Application // International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems. Springer, Cham, 2014. P. 143-152.
6. Коновалов А. А. Основы траекторной обработки радиолокационной информации : в 2 ч. СПб. : Изд-во СПбГЭТУ "ЛЭТИ", 2013. Ч. 1. 164 с.
7. Zhirnov, V.V., Solonskaya, S.V., Zima, I.I. Application of wavelet transform for generation of radar virtual images // Telecommunications and Radio Engineering (English translation of Elektrosvyaz and Radiotekhnika). 2014. 73 (17). pp. 1533-1539. |Scopus|0.534|  
<https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-84915735219&origin=resultslist&sort=plf-f&src=s&sid=A6C2D44B7FC76E3A2FFEE3FD6D86C232.wsnAw8kcdt7IPYLO0V48gA%3a450&sot=autdocs&sdt=autdocs&sl=18&s=AU-ID%2814024932000%29&relpos=1&citeCnt=0&searchTerm=>
8. Zhirnov, V.V., Solonskaya, S.V., Zima, I.I. Magnetic and electric aspects of genesis of the radar angel clutters and their virtual imaging // Telecommunications and Radio Engineering (English translation of Elektrosvyaz and Radiotekhnika). 2016. 75 (15). pp. 1331-1341. |Scopus|0.534|  
<https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-84995426662&origin=resultslist&sort=plf-f&src=s&sid=A6C2D44B7FC76E3A2FFEE3FD6D86C232.wsnAw8kcdt7IPYLO0V48gA%3a450&sot=autdocs&sdt=autdocs&sl=18&s=AU-ID%2814024932000%29&relpos=0&citeCnt=0&searchTerm=>

*Харьковский национальный  
университет радиоэлектроники*

*Поступила в редколлегию 15.01.2018*