

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ СЕЛЕКЦИЯ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ НАЛОЖИВШИХСЯ СИГНАЛОВ

*Нестерук Г.Ф., Нестерук Ф.Г., Нестерук Л.Г.*

### Введение

Актуальность задачи классификации объектов по зашумленной прореженной последовательности наложившихся сигналов связана с увеличением плотности входного потока информации; динамикой окружающей среды; увеличением числа и перекрытием режимов источников сигналов; вариацией параметров сигналов; наличием неизвестных и запасных режимов работы источников сигналов, не нашедших отражение в соответствующих базах знаний; перекрытием параметров различных типов источников сигналов в известных базах знаний; наличием шума и пропусков сигналов в наложившейся последовательности, что ведет к ошибочной классификации объектов [1].

### Задача исследования

Решение задачи классификации объектов по зашумленной прореженной последовательности наложившихся сигналов связано с применением принципа подобия реализуемых функций аналогичным функциям биологических систем использованием интеллектуальных средств [2, 3], которые, обладая качествами самоорганизации, адаптации, наследования и передачи накопленного опыта, позволяют достоверно классифицировать объекты в вышеперечисленных сложных условиях эксплуатации системы.

### Существующие подходы к разделению последовательности наложившихся сигналов

Значения признаков, по которым разделяют последовательности наложившихся сигналов, содержатся в упорядоченных во времени формулярах сигналов (ФС). То есть ФС содержат, как значения параметров, так и метки времени поступления сигналов в общий информационный поток. Для последовательности наложившихся сигналов с постоянными периодами следования можно применить способ временного разделения последовательности сигналов на основе сравнения с эталонными временными последовательностями. С этой целью формируют конечное множество эталонных двоичных последовательностей и смешанную двоичную последовательность по общему информационному потоку.

Разделение последовательности наложившихся сигналов осуществляют путем сравнения смешанной двоичной последовательности с каждой из эталонных двоичных последовательностей, исходя из результатов которого формулируют заключение о вхождении эталонных последовательностей в состав смешанной последовательности. Сравнение двоичных последовательностей основано на расчете статистических

*Задачи распознавания образов, оперативного анализа временных последовательностей зашумленных прореженных сигналов актуальны в таких сферах деятельности, как обеспечение безопасности стратегически важных систем. Для решения указанных задач используют интеллектуальные средства, которые характеризуются такими качествами, как самоорганизация, адаптация, наследование и передача накопленного опыта эксплуатации. Предлагается подход на базе нейросетевых интеллектуальных средств для решения задачи классификации объектов по зашумленной прореженной последовательности наложившихся сигналов.*

оценок, включающих значения кросс-корреляции каждой эталонной двоичной последовательности со смешанной двоичной последовательностью сигналов и автокорреляции импульсов в пределах каждой эталонной последовательности. Выбор источников сигналов производится по максимальным значениям корреляции [4].

Недостатки рассмотренного подхода – ограниченное множество сигналов с постоянным периодом следования импульсов, что редко встречается в практических задачах, и чувствительность к пропуску отдельных компонентов потока.

Чаще используется двухэтапный алгоритм селектирования последовательности наложившихся сигналов путем сравнения смежных временных интервалов [5]. После совпадения двух соседних интервалов производится сравнение последнего интервала с последующими временными интервалами, что сокращает число операций сравнения. На рис.1 изображены две наложившиеся последовательности: первая с номерами 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13 и вторая - с номерами 2, 4, 6, 8, 10, 12, а также схема сравнения временных интервалов, на которой пары цифр означают интервалы между сигналами, а линии между парами цифр - операцию сравнения этих интервалов.

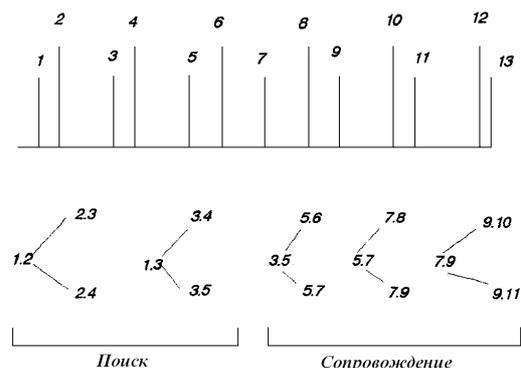


Рис. 1. Схема наложения последовательностей и двух-этапный алгоритм селекции

Процесс селекции разбит на два этапа: поиск и сопровождение. На этапе *поиска* выявляется повторение значения смежных временных интервалов (на рис.1 - операции сравнения: 1.2 с 2.3 и 2.4, а так же 1.3 с 3.4 и 3.5). На этапе *сопровождения* прослеживается последовательность временных интервалов с равными значениями периода следования сигналов (например, прослеживаются интервалы 1.3, 3.5, 5.7, 7.9, и т. д.). Выделенная последовательность сигналов извлекается из последовательности наложившихся сигналов. Подход чувствителен к пропуску компонентов последовательности наложившихся сигналов.

Практически значимым считается подход к разделению сигналов по отдельным дорожкам с использованием нейронных сетей (НС), например, Fuzzy ARTMAP (FAM), согласно которому вначале производится оцифровка внутриимпульсных параметров сигнала и формирование ФС, а затем, исходя из близости значений параметров ФС, к дорожкам относят подмножества импульсов из последовательности наложившихся сигналов [6].

FAM реализуют в виде упрощенной модели [6], представленной в предыдущей работе авторов. Недостатком способа разделения последовательности наложившихся сигналов на базе FAM является использование на этапе разделения сигналов базы данных о периодах следования импульсов, которую необходимо корректировать с привлечением оператора. Рассмотрим подход, свободный от отмеченных недостатков

**Нейросетевой подход к разделению последовательности наложившихся сигналов**

Задачей, требующей решения, является повышение производительности процесса временной селекции сигналов наложившихся последовательностей за счет использования НС для предсказания местоположения в сложной последовательности сигналов отдельных импульсов, относящихся к одному источнику сигналов.

Для решения поставленной задачи формируют множество векторов обучающей выборки, ставящих в соответствие каждому из входных векторов соответствующий выходной вектор диапазона значений периода следования сигналов. На множестве векторов обучающей выборки обучают НС, число входов которой равно числу внутриимпульсных

параметров сигнала, а число выходов - числу диапазонов значений периода следования сигналов в сложных последовательностях импульсов.

В *цикле разделения последовательностей сигналов* входной вектор значений внутриимпульсных параметров сигнала, соответствующий ФС, подают на входы НС, на выходах которой формируется выходной вектор, указывающий на диапазон значений периода следования сигналов. Для ФС, значения времени поступления импульса в которых попадают в указанный нейронной сетью диапазон значений периода следования сигналов, вычисляют значения временных интервалов. Затем выполняют сравнение значений смежных временных интервалов до тех пор, пока не произойдет совпадение двух из них и не будет сформировано значение периода следования сигналов

Исходя из сформированного значения периода следования сигналов, выделяют подмножество ФС, в которых значения времени поступления импульсов соответствуют значению периода следования сигналов и отмечают выделенное подмножество ФС путем помещения в каждый из них значения периода следования сигналов. Извлекают из множества формуляров сигналов выделенное подмножество ФС и помещают на дорожку последовательности сигналов. Операции в цикле разделения последовательностей сигналов производят для каждого из ФС до тех пор, пока в указанном нейронной сетью диапазоне значений периода следования сигналов возможно совпадение значений смежных временных интервалов. Таким образом, формируют множество дорожек сигналов импульсной последовательности, входящих в разделяемые последовательности сигналов.

Рис. 2 и 3 иллюстрируют варианты реализации модулей нейросетевого классификатора, реализующего временную селекцию сигналов наложившихся последовательностей.

Модуль выбора диапазонов значений периодов следования сигналов (рис. 2) исходя из входного вектора, координатами которого являются значения внутриимпульсных параметров сигнала, содержащиеся в ФС, формирует выходной вектор, координатами которого являются диапазоны значений периодов следования сигналов. В процессе выбора диапазона значений периодов следования сигналов выполняются следующие действия.

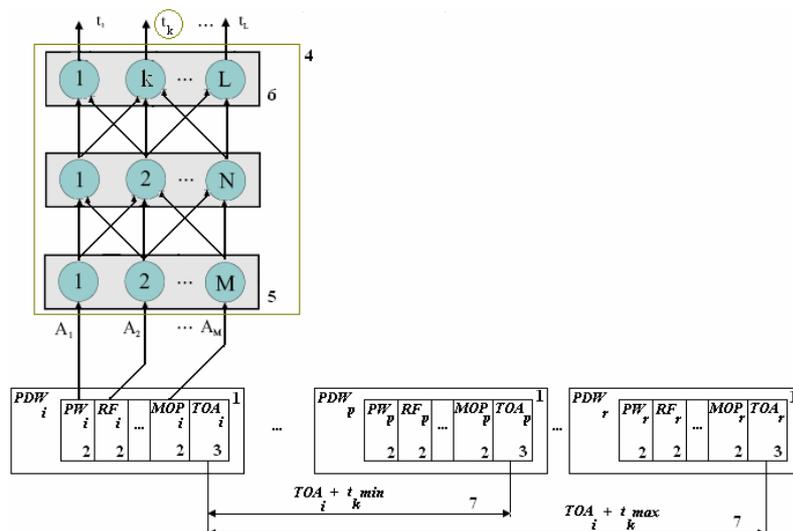
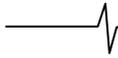


Рис. 2. Модуль выбора диапазона значений периодов следования сигналов



В процессе оцифровки аналоговых сигналов сложной импульсной последовательности формируют множество ФС 1 (на рис. 2 обозначены  $PDW$  – pulse descriptor word), каждый из которых содержит значения внутриимпульсных параметров сигнала 2, таких как:  $PW$  – pulse width,  $RF$  – radio frequency, ...,  $MOP$  – modulation on pulse, и значение времени поступления импульса 3 ( $TOA$  – time of arrival).

Для обучения НС 4 необходимо сформировать множество пар векторов обучающей выборки – {входной вектор, выходной вектор}. В качестве входных векторов используют наборы значений внутриимпульсных параметров сигнала, а соответствующего выходного вектора – вектор диапазона значений периода следования сигналов. На множестве векторов обучающей выборки *обучают* нейронную сеть 4, число входов 5 которой равно числу внутриимпульсных параметров сигнала –  $M$ , а число выходов 6 – числу диапазонов значений периода следования сигналов в сложной последовательности –  $L$ .

В режиме работы нейросетевого модуля выбора диапазона значений периода следования сигналов происходит предсказание местоположения импульсов в исходном потоке сигналов путем указания на диапазон значений периода следования сигналов. Каждому из диапазонов значений периода следования сигналов соответствует пара значений – минимального  $t_{kmin}$  и максимального  $t_{kmax}$  приращений времени к значению  $TOA_i$ , где  $k$  – номер координаты выходного вектора, соответствующий  $k$ -му диапазону значений периода следования сигналов, и  $i$  – номер ФС. Так как представление значений внутриимпульсных параметров сигнала  $i$ -го ФС приводит к выбору  $k$ -го диапазона значений периода следования сигналов, то в результате предсказания формируется диапазон значений  $TOA$ , границы которого определяются значениями  $TOA_i + t_{kmin}$  и  $TOA_i + t_{kmax}$  (рис.2).

В цикле разделения последовательности сигналов подают входной вектор с координатами  $A_1, A_2, \dots, A_M$  значений внутриимпульсных параметров сигнала 2, соответствующий  $i$ -му ФС 1 –  $PDW_i$ , на входы 5 НС 4 (рис. 2), на выходах 6 которой формируется выходной вектор  $t_1, t_2, \dots, t_L$ , указывающий на диапазон значений периода следования сигналов.

Вычисляют значения временных интервалов 7 исходя из ФС 1 (на рис. 2 –  $PDW_i$ ) для предсказанного диапазона значений  $TOA$ , границы которого заданы значениями  $TOA_i + t_{kmin}$  и  $TOA_i + t_{kmax}$ . В данный диапазон значений  $TOA$  попадает ограниченное число формуляров сигналов 1 (на рис. 2 –  $PDW_p, \dots, PDW_r$ ), значения времени поступления импульса 3 в которых попадают в указанный нейронной сетью диапазон значений периода следования сигналов (на рис. 2  $TOA_p \geq TOA_i + t_{kmin}$  и  $TOA_r \leq TOA_i + t_{kmax}$ ).

Рис. 3 иллюстрирует модуль прослеживания периодичности в  $TOA$  формуляров сигналов 1 ( $PDW_p, \dots, PDW_r$ ), значения времени поступления импульса 3 ( $TOA_p, \dots, TOA_r$ ) в которых попадают в указанный НС диапазон значений периода следования сигналов.

Для значений временных интервалов 7 *выполняют* сравнение со значениями смежных временных интервалов 8 ( $TI_p, \dots, TI_r$ ) до тех пор, пока не произойдет совпадение двух из них и не будет сформировано значение периода следования сигналов 9, значение которого помещают в формуляры соответствующих сигналов, которые образуют выделенное подмножество ФС, отмеченных на рис. 3 двумя цифрами 1 и 10. Для сравнения временных интервалов 7 со значениями смежных интервалов 8 используют НС 11 по числу ФС ( $PDW_p, \dots, PDW_r$ ), значения времени поступления импульса 3 ( $TOA_p, \dots, TOA_r$ ) в которых попадают в указанный нейронной сетью диапазон значений периода следования сигналов.

Каждая из НС 11 содержит  $M$  (по числу внутриимпульсных параметров сигнала) входных узлов 12, на которые в процессе обучения НС 11 подаются значения внутриимпульсных параметров сигнала 2 формуляра сигналов  $PDW_i$ . В результате обучения каждая из НС 11 сформирует по одному кластеру (узел 13), который сохраняет значения внутриимпульсных параметров сигнала 2 формуляра сигналов  $PDW_i$  в качестве *эталонов* для дальнейших операций сравнения. В каждой из НС 11 будет также сформирован выходной узел 14, соединенный с узлом 13 межнейронной связью с весом, равным 1, и предназначенный для формирования на выходе  $t_1$  сигнала  $PRI$  подтверждения наличия периодичности в  $TOA$  сравниваемых формуляров сигналов 1.

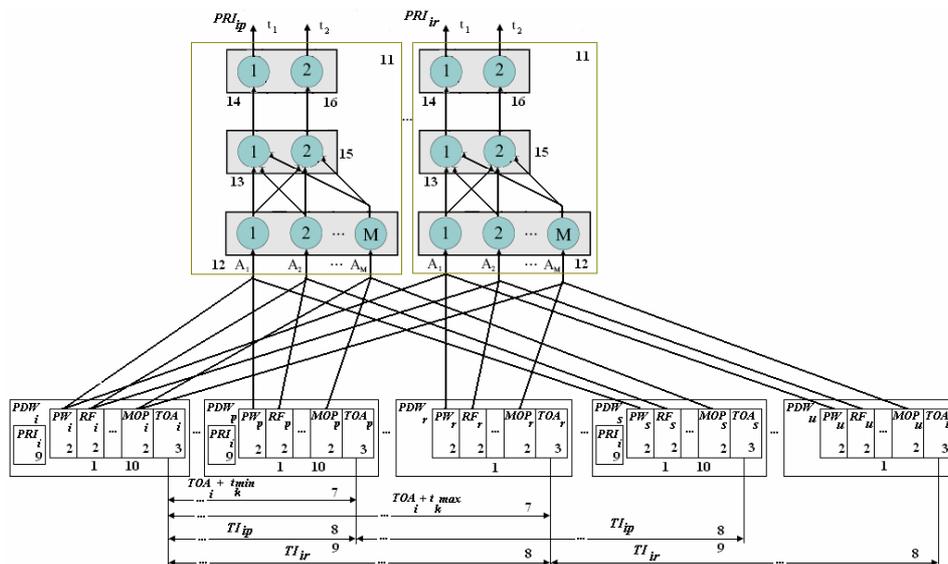


Рис. 3. Модуль прослеживания периодичности формуляров сигналов

Для формирования сигнала  $PRI_{ip}$ , который подтверждает наличие периодичности в TOA формуляров сигналов 1  $PDW_i$ ,  $PDW_p$  и  $PDW_s$ , отличающихся на величину временного интервала  $TI_{ip}$ , на входы 12 НС 11 подаются значения внутриимпульсных параметров сигнала 2 формуляров сигналов 1  $PDW_p$  и  $PDW_s$ . При этом возможны следующие исходы:

- коды внутриимпульсных параметров сигнала 2 ФС 1 (на рис. 3  $PDW_p$  и  $PDW_s$ ) совпадают с заданной точностью с эталоном, что приводит к увеличению веса связи между узлами 13 и 14 и значения выходного сигнала  $PRI_{ip}$  на выходе  $t_1$  НС 11, и позволяет рассматривать временные интервалы 8  $TI_{ip}$  в качестве периода следования сигналов 9  $PRI_{ip}$ ;

- из внутриимпульсных параметров сигнала 2 ФС 1 (на рис. 3  $PDW_p$  и  $PDW_s$ ) один совпадает с эталоном с заданной точностью, что приводит к увеличению веса связи между узлами 13 и 14 и значения выходного сигнала  $PRI_{ip}$  на выходе  $t_1$  НС 11, а второй не совпадает с эталоном, что приводит к формированию дополнительного кластера 15 и выходного узла 16, соответствующего отрицательному результату сравнения с эталоном, и наличия выходного сигнала на выходе  $t_2$  НС 11;

- коды внутриимпульсных параметров сигнала 2 ФС 1 (на рис.3  $PDW_r$  и  $PDW_w$ ) не совпадают с эталоном, что приводит к формированию дополнительного кластера 15 и выходного узла 16, соответствующего отрицательному результату сравнения с эталоном; если наблюдается не совпадение с эталоном формуляров сигналов 1 как для  $PDW_r$ , так и для  $PDW_w$ , то происходит увеличение веса связи между узлами 15 и 16 и значения выходного сигнала на выходе  $t_2$  НС 11, что исключает временные интервалы 8  $TI_{ip}$  из рассмотрения в качестве периода следования сигналов.

В первых двух случаях производят дальнейшее прослеживание периодичности в TOA до момента окончания выделенной последовательности сигналов (наступление третьего случая). При этом в весах связей между узлами 13 и 14, а также между узлами 15 и 16 производится подсчет числа совпадений/несовпадений с эталоном. Значение выходного сигнала  $PRI_{ip}$  на выходе  $t_1$  НС 11 несет информацию о качестве выделенной импульсной последовательности с данным значением  $PRI_{ip}$  периода следования сигналов 9. Значение  $PRI_{ip}$  помещают в формуляры тех сигналов, которые совпали с эталоном и образуют выделенное подмножество формуляров сигналов, отмеченных на рис.3 двумя цифрами 1 и 10.

Таким образом, исходя из сформированного значения периода следования сигналов  $PRI_{ip}$ , выделяют подмножество ФС 10, в которых значения времени поступления импульсов TOA соответствуют сформированному значению периода следования сигналов, отмечают выделенное подмножество ФС путем помещения в каждый из них значения периода следования сигналов 9. Затем для упрощения процедуры дальнейшего анализа извлекают из множества ФС выделенное подмножество ФС 10 и формируют дорожку последовательности сигналов, содержащую выделенное подмножество ФС.

Действия согласно циклу разделения последовательностей сигналов производят для каждого из неотмеченных ФС до тех пор, пока в указанном нейронной

сеть 4 диапазоне значений периода следования сигналов возможно совпадение значений смежных временных интервалов и формирование значения периода следования сигналов.

В итоге формируют множество дорожек последовательностей разделенных сигналов, а оставшиеся неотмеченными ФС подлежат дальнейшему анализу.

В заключение проведем обоснование эффективности описанного подхода к нейросетевой селекции смешанной последовательности сигналов по сравнению с известным применением классификатора семейства ARTMAP для классификации радарных излучателей [1].

Преимущества предложенного авторами нейросетевого подхода к селекции и классификации последовательности наложившихся сигналов проявляются в рабочем режиме. Проведем анализ затрат времени на осуществление операций по разделению смешанной последовательности сигналов, представленной упорядоченным множеством формуляров сигналов.

В [1] классификатор Fuzzy ARTMAP используется для классификации радарных излучателей по входному вектору функциональных параметров, таких как частота заполнения импульса RF, длительность импульса PW и период повторения импульсов PRI (при наличии значения последнего параметра).

При ограниченном числе входных параметров наличие значения такой координаты входного вектора как PRI играет важную роль для осуществления достоверной классификации сигналов.

Классификатор Fuzzy ARTMAP [1] может быть использован для разделения смеси импульсных сигналов и классификации радарных излучателей при наличии только значений параметров RF и PW. С этой целью необходимо выполнить следующие действия.

1. Разделение смеси ФС по значениям параметров RF и PW на группы (по числу формируемых классификатором Fuzzy ARTMAP категорий). Однако в группу будут помещены импульсы, формируемые различными радарными излучателями, с близкими значениям параметров RF и PW.

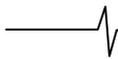
Для разделения смеси формуляров импульсных сигналов на  $k$  подмножеств потребуется время  $t_1$ , пропорциональное числу импульсов в смешанной последовательности  $m$  и количеству формируемых классификатором Fuzzy ARTMAP категорий  $n$  и не превышающее значение

$$t_1 = m \cdot n \cdot t_{cat},$$

где  $t_{cat}$  - время опроса одной категории классификатора (для ПЭВМ с двухядерным процессором, тактовой частотой 2,4 ГГц и ОЗУ 2Гб величина  $t_{cat}$  составляет около 0,3 мкс).

2. В пределах каждого из  $k$  подмножеств формуляров импульсных сигналов производится выявление  $p$  повторений значений смежных временных интервалов.

3. В пределах каждого из  $k$  подмножеств ФС производится прослеживание временных интервалов с равными значениями PRI (в каждом из  $k$  подмножеств в среднем по  $m/k$  ФС). Таким образом, в процессе прослеживания по всем  $k$  подмножеств будут участвовать не более  $m$  ФС. При этом будет сформировано  $r$  различных входных векторов функциональных параметров, включающих RF, PW и PRI.



4. С использованием классификатора Fuzzy ARTMAP производится классификация радарных излучателей по  $r$  входным векторам функциональных параметров, включающих RF, PW и PRI, путем отнесения к одной из  $s$  категорий за время, не превышающее значение

$$t_4 = r \cdot s \cdot t_{cat}$$

Описанный в статье подход к нейросетевой селекции и классификации смешанной последовательности сигналов включает следующие этапы в пределах цикла разделения формуляров импульсных сигналов, начиная с первого ФС.

1. Предсказание диапазона значений PRI по очередному ФС с помощью классификатора Fuzzy ARTMAP. Время предсказания значений PRI классификатором Fuzzy ARTMAP, содержащим  $n$  категорий, не превышает значение

$$t_1 = n \cdot t_{cat}$$

2. Вычисление  $\nu$  значений временных интервалов для ФС, значения времени поступления импульса в которых попадают в указанный диапазон значений периода следования сигналов.

3. Выбор значения PRI из  $\nu$  значений временных интервалов путем прослеживания, выделение подмножества ФС, в которых значения времени поступления импульсов соответствуют значению периода следования сигналов.

4. Классификация радарного излучателя по входным векторам функциональных параметров: RF, PW, PRI с использованием классификатора Fuzzy ARTMAP.

5. Прореживание исходной последовательности ФС путем исключения выделенного подмножества ФС. Переходят к п.1, если в прореженной последовательности не менее двух ФС.

При сравнении описанных алгоритмов разделения и классификации ФС смешанной последовательности сигналов можно сделать следующие выводы.

На этапе разделения смеси ФС на группы по значениям параметров RF и PW по первому алгоритму потребуются затраты времени на сравнение средствами Fuzzy ARTMAP каждого из  $m$  формуляров с  $n$  категориями, не превышающие  $t_1 = m \cdot n \cdot t_{cat}$ .

На первом этапе предложенного авторами алгоритма выполняется предсказание диапазона значений PRI по очередному ФС с помощью классификатора ARTMAP. Так как этап 1 будет повторен  $r$  раз (по числу разделенных импульсных последовательностей), то суммарные затраты времени на предсказание значений PRI классификатором ARTMAP, содержащим  $n$  категорий не превысят значения  $t_1 = r \cdot n \cdot t_{cat}$ .

Так как число разделенных импульсных последовательностей в смеси сигналов много меньше числа ФС (отдельных импульсов), то затраты времени на

реализацию предложенного в статье нейросетевого подхода к разделению и классификации формуляров сигналов будут меньше на величину  $t = (m - r) \cdot n \cdot t_{cat}$ .

Анализ операций по прослеживанию временных интервалов с равными значениями PRI, прореживания последовательностей ФС и финальной классификации  $r$  радарных излучателей по входным векторам функциональных параметров: RF, PW, PRI (с использованием классификатора Fuzzy ARTMAP) показывает примерное равенство затрат времени на выполнение оставшихся этапов.

## Заключение

Рассмотренный нейросетевой классификатор позволяет реализовать разделение сигналов в реальном масштабе времени за счет возможности распараллеливания, как процесса поиска периодичности в сигналах, входящих в наложившиеся импульсные последовательности, так и процесса выделения формуляров сигналов в отдельные дорожки в соответствии с вычисленными периодами следования импульсов. Кроме того, учет внутриимпульсных параметров в процессе временной селекции позволяет исключить попадание на дорожки сигналов от других источников, что дополнительно повышает качество селекции сигналов наложившихся импульсных последовательностей.

## Литература

1. Granger E., Rubin M. A., Grossberg S. & Lavoie P. A what-and-where fusion neural network for recognition and tracking of multiple radar emitters, *Neural Networks*, vol. 3, 2001. P. 325 - 344.
2. Нестерук Г. Ф., Осовецкий Л. Г., Харченко А. Ф. Информационная безопасность и интеллектуальные средства защиты информационных ресурсов. - СПб.: СПбГУЭФ. 2003.
3. Нестерук Г. Ф., Осовецкий Л. Г., Нестерук Ф. Г. О применении нейро-нечетких сетей в адаптивных системах информационной защиты // *Нейроинформатика-2005: Материалы VII всероссийской научно-технической конференции*. М.: МИФИ (ТУ), 2005. Ч.1. С. 163 - 171.
4. Hassan H. E. A new algorithm for radar emitter recognition. *Proceedings of the 3rd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*. 2003. P. 1097 - 1101.
5. Мельников Ю. П. Воздушная радиотехническая разведка (методы оценки эффективности). - М.: Радиотехника, 2005.
6. Carpenter G. A., Grossberg S., Markuzon N., Reynolds J. H. and Rosen D. B. "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 698-713, 1992.