

УДК 621.3:681.34

**А.В. НАУМЕНКО, В.В. ЛУКИН, Н.Н. ПОНОМАРЕНКО**

*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е.Жуковского «ХАИ», Украина*

## **ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ГРАНИЦ И НЕОДНОРОДНОСТЕЙ НА РСА-ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

*Предложен метод оценивания эффективности различных методов детектирования границ на РСА-изображениях. Подтверждено повышение точности работы детекторов границ при использовании предварительной обработки изображения. Продемонстрирована эффективность применения данного метода для оптимизации параметров элементарных детекторов границ, формирующих входной вектор для нейросетевой системы обнаружения неоднородностей на изображениях. Показано, что проведенная оптимизация может повысить эффективность нейросетевого детектора границ. Представлены результаты применения оптимизированного нейросетевого детектора для реальных однозглядовых РСА-изображений.*

**Ключевые слова:** детектирование границ, нейронные сети, однозглядовые РСА-изображения.

### **Введение**

Изображения, полученные радиолокационными системами аэрокосмического базирования, в частности, радиолокаторами с синтезированной апертурой (РСА), искажены помехами высокой интенсивности. Это особенно характерно для изображений, полученных в однозглядовом режиме: на изображениях присутствует спекл-шум, представляющий собой специфическую мультипликативную помеху с негауссовым распределением. При формировании оценок пространственного распределения амплитуды отраженных сигналов закон распределения близок к Рэлеевскому [1,2].

Если не применяется предварительная обработка, то визуальное качество таких изображений часто не удовлетворяет пользователей. Также низка точность оценивания эффективной поверхности рассеивания участков зондируемой территории. Поэтому в качестве предварительной обработки обычно применяется фильтрация, цель которой состоит в уменьшении уровня помех на изображении и повышении его визуального качества. К настоящему времени разработано и испытано на практике большое число разнообразных алгоритмов фильтрации [3,4,5]. При этом исследования показывают [4,5], что наиболее эффективными оказываются локально-адаптивные фильтры, которые позволяют неплохо сохранить малоразмерные объекты и границы на изображении и, в то же время, эффективно подавить спекл-шум на однородных участках.

Одним из этапов адаптивной фильтрации является обнаружение локально-активных участков изображения. Ранее нами был предложен метод обнаружения неоднородностей (границ, малоразмерных

объектов) на основе нейронной сети [6], использующей в качестве вектора входных параметров выходные значения нескольких элементарных детекторов границ. Однако для достижения максимальной эффективности такого средства обнаружения неоднородностей необходимо, чтобы используемые элементарные детекторы были информативными, а их параметры, в свою очередь, были установлены оптимальным образом. Соответственно, возникает проблема анализа эффективности элементарных детекторов границ, каждый из которых, в свою очередь, имеет ряд собственных параметров, которые можно варьировать. Поэтому число параметров, которые желательно оптимизировать, достаточно велико.

Целью данной статьи является разработка простого метода оценки эффективности различных детекторов границ и последующий анализ эффективности работы нейросетевой системы обнаружения границ (неоднородностей) в целом применительно к однозглядовым РСА-изображениям.

### **1. Проблемы оценки эффективности локальных параметров**

Для количественной оценки эффективности различных локальных параметров (детекторов) разработано достаточно большое количество подходов. Например, эффективность работы детекторов границ может быть оценена с помощью зависимости вероятности правильного обнаружения от вероятности ложного срабатывания [6]. При этом для получения оценки вероятности правильного обнаружения на практике анализируется число срабатываний в пределах одного пикселя с каждой стороны грани-

цы вдоль границ различных контрастов на одном или нескольких тестовых изображениях. Затем число срабатываний нормируется на общее число пикселей, лежащих в указанной области. Оценка вероятности ложных срабатываний производится на однородных участках изображения, где также рассчитывается число срабатываний детектора, и нормируется на общее число пикселей на рассматриваемых участках. Эмпирическая зависимость может быть получена путем варьирования порога, устанавливаемого для данного обнаружителя.

Подобный метод анализа имеет существенный недостаток: при получении зависимостей для нескольких детекторов для каждого из них необходимо устанавливать некоторое число порогов, при этом значения порогов, соответствующие одинаковой вероятности ложного срабатывания этих детекторов, различны для каждого детектора. Это создает дополнительные трудности, связанные с тем, что перед реализацией описанной процедуры необходим дополнительный предварительный анализ исследуемых параметров с целью приблизительной оценки значений порога или порогов для каждого из детекторов.

Кроме того, некоторые детекторы границ сами по себе имеют параметры, варьирование которых влияет на эффективность применения этих детекторов в заданных условиях. Зачастую значение подобных параметров приходится выбирать эмпирически или руководствоваться практическими рекомендациями, в случае, если таковые имеются.

Например, такой параметр, как квазиразмах [3,6], имеет несколько форм представления и, как вариант для мультипликативных помех, описывается выражением:

$$QR_{ij} = \frac{I_{ij}^{(q)}}{I_{ij}^{(p)}}, \quad (1)$$

где  $I_{ij}^{(q)}$  и  $I_{ij}^{(p)}$  - соответственно q-я и p-я порядковые статистики ранжированной выборки, полученной для скользящего окна с центром в ij-м пикселе. Очевидно, что значение и свойства этого параметра определяются выбором значений q и p, от которых зависит эффективность элементарного детектора (1).

Другим примером может служить детектор Харриса на основе отношения средних [6, 7]. В аналитическом выражении для этого детектора авторами указывается эмпирическая константа k. В оригинальной работе ее значение было принято равным 0,04, однако рекомендации по поводу изменения этого значения в различных условиях не представлены.

Еще один из исследованных нами ранее детек-

торов границ – это детектор на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) [6]. В окне 5x5 вычисляется ДКП. После этого рассчитывается количество коэффициентов ДКП, превысивших некоторый порог, который и является параметром. Выбор этого порога связан с дисперсией мультипликативной помехи, присутствующей на изображении, но оптимальные параметры для этого детектора не определены.

Таким образом, процесс оценивания эффективности работы детекторов границ оказывается осложненным наличием множества параметров, не зависящих друг от друга, но имеющих непосредственное влияние на работу элементарного детектора в частности и нейросетевого детектора в целом.

## 2. Интегральная оценка эффективности

В связи с описанными выше трудностями, хорошо было бы иметь некоторый простой и не зависящий ни от каких параметров метод оценивания эффективности работы различных детекторов границ. Также полезно было бы иметь возможность для любого детектора оценивать его эффективность одним параметром, а не в результате анализа наборов зависимостей.

В качестве такого параметра нами предлагается использовать недавно предложенный параметр AUC (Area Under the Curve) [8], изначально предназначенный для оценки распознаваемости двух классов:

$$A = \frac{S_0 - n_0(n_0 - 1)/2}{n_0n_1}, \quad (2)$$

где  $n_0$  и  $n_1$  – количество элементов в первом и во втором классе, соответственно;  $S_0 = \sum r_i$ ,  $r_i$  – ранг i-го элемента, принадлежащего первому определяемому классу.

AUC является ранговым параметром, то есть учитывает не сами значения оцениваемого локального параметра, а их положение в ранжированной выборке. Таким образом, данный параметр лишен недостатка описанных выше методов – необходимости установки некоего порога для каждого детектора.

Для рассматриваемых элементарных детекторов границ AUC рассчитывался следующим образом. Прежде всего, на тестовых изображениях без шума были получены идеальные карты границ. Таким образом, определяются два класса: «граница» и «однородный участок» (значения  $n_0$  и  $n_1$  – количество элементов в каждом из этих классов). Исследуемый детектор границ применяется к этим же тестовым изображениям, но уже искаженным мультипли-

кативной помехой с распределением Релея. После этого полученный массив данных для детектора сортируется, и вместе с этим производится перестановка элементов массива идеальных значений. Позиции элементов в «идеальном» массиве изменяются так же, как и в сортируемом массиве результатов работы детектора границ. После этого вычисляется сумма индексов элементов в измененном массиве идеальных значений, принадлежащих одному из определяемых классов (в данном случае – к классу «граница») – значение  $S_0$ , и наконец, вычисляется выходное значение самого параметра.

Значения AUC тем выше, чем лучше распознаются классы (в нашем случае «граница» и «не граница»). Результатом расчета AUC является число, изменяющееся в пределах от 0 до 1. Значения, близкие к единице, указывают на высокую эффективность исследуемого детектора.

Поэтому в рамках рассматриваемой задачи использовать AUC можно различными способами. Прежде всего, он может применяться для оптимизации параметров элементарных детекторов, например, детектора (1) (номеров порядковых статистик, используемых при расчете квазиразмаха). Кроме того, AUC можно использовать при сравнительном анализе эффективности элементарных детекторов для принятия решения, какие из них целесообразно использовать для формирования вектора входных признаков при обучении нейросети. Наконец, эффективность работы и обучения нейросети тоже можно характеризовать с помощью параметра AUC.

### 3. Эффективность предварительной фильтрации

В работе [9] было продемонстрировано, что предварительная обработка однозвездчатого РСА-изображения с помощью фильтра Ли [10] может существенно улучшить показатели как элементарных, так и нейросетевого детекторов границ. Для того, чтобы подтвердить (проверить) это утверждение, был проведен анализ эффективности предварительной обработки (фильтрации) с помощью рассматриваемого параметра – AUC. Результаты данного анализа сведены в таблицу 1.

Таблица 1  
AUC для различных детекторов границ

| Параметр           | ОЛД   | Квази-размах | Харрис | ДКП   |
|--------------------|-------|--------------|--------|-------|
| AUC без фильтрации | 0,773 | 0,776        | 0,729  | 0,726 |
| AUC с фильтрацией  | 0,835 | 0,792        | 0,767  | 0,798 |

В рассмотренном случае параметры детекторов были установлены так же, как и в [6, 9], то есть: для параметра «квазиразмах» -  $q=20$ ,  $p=6$ ; для детектора Харриса -  $k=0,04$ ; для детектора на основе ДКП порог ( $T$ ) установлен равным 1,35 для случая без фильтрации и равным 0,8 при использовании предварительной фильтрации.

Анализ данных, приведенных в таблице 1, показывает, что предварительная обработка изображения при помощи фильтра Ли повышает эффективность всех рассматриваемых элементарных детекторов границ. Кроме того, хорошо видно, что значения параметра AUC для всех четырех элементарных детекторов границ достаточно высоки и примерно одинаковы.

### 4. Оценка эффективности детекторов границ и оптимизация их параметров

Напомним, что нами было разработано два варианта нейросетевых обнаружителей неоднородностей. Первый вариант обучался для фрагментов необработанного изображения [6], а второй – для изображения, предварительно обработанного фильтром Ли [9, 10]. Для обоих вариантов размер скользящего окна, в котором рассчитывались выходные значения всех элементарных детекторов, был фиксированным и равным  $5 \times 5$  пикселей, что обеспечивает одновременно достаточно высокую эффективность детектирования и приемлемое быстродействие. Поэтому анализ в дальнейшем будем проводить для этого размера скользящего окна.

Рассмотрим сначала результаты для первого варианта. Для упомянутых выше детекторов границ были получены оценки AUC для некоторых значений их внутренних параметров. Особый интерес представляют результаты для квазиразмаха (1), для которого ранее использовались значения  $q=20$  и  $p=6$ . Нами был рассмотрен только случай использования симметричных порядковых статистик, то есть  $q+p=26=5 \times 5+1$ . Результаты представлены в табл. 2. Для двух других детекторов границ не наблюдается улучшений, поэтому результаты, полученные для них без предварительной фильтрации, опустим.

Таблица 2  
AUC (квазиразмах без фильтрации)

| q, p | 20, 6 | 21, 5 | 22, 4 | 23, 3 | 24, 2 |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| AUC  | 0,776 | 0,787 | 0,798 | 0,797 | 0,793 |

По приведенным данным видно, что для квазиразмаха удастся добиться повышения эффективности при установке его параметров  $q$  и  $p$ , равными 22 и 4 соответственно.

Рассмотрим теперь результаты оптимизации для случая обнаружения границ после предварительной фильтрации. Они приведены в табл. 3, 4 и 5.

Таблица 3  
AUC (квазиразмах после фильтрации)

|      |       |       |       |       |       |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| q, p | 20, 6 | 21, 5 | 22, 4 | 23, 3 | 24, 2 |
| AUC  | 0,792 | 0,8   | 0,817 | 0,822 | 0,822 |

Таблица 4  
AUC (детектор Харриса после фильтрации)

|     |       |       |       |       |       |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|
| k   | 0,04  | 0,06  | 0,07  | 0,08  | 0,09  |
| AUC | 0,767 | 0,767 | 0,766 | 0,765 | 0,765 |

Таблица 5  
AUC (ДКП после фильтрации)

|     |       |       |       |       |      |
|-----|-------|-------|-------|-------|------|
| T   | 0,5   | 0,6   | 0,8   | 1     | 1,5  |
| AUC | 0,797 | 0,797 | 0,798 | 0,766 | 0,68 |

Анализируя приведенные данные, можно сказать следующее. Для параметра квазиразмах (см. данные в табл. 3) – изменение его параметров q и r ближе к значениям 23 и 3 (как и в случае без фильтрации) позволяет повысить его эффективность в данных условиях работы с 0,792 до 0,822. Поэтому предлагается использовать именно эти значения для q и r при использовании этого параметра в обучающей выборке для нейросети.

В случае же детектора Харриса (см. данные в табл. 4), изменение его параметра k практически не влияет на эффективность работы данного детектора.

Для детектора на основе ДКП параметры, выбранные ранее, оказались наиболее эффективными, и изменение значения внутреннего порога приводит лишь к ухудшению работы этого обнаружителя.

Чтобы удостовериться в наблюдаемых тенденциях, аналогичные исследования были проведены для нескольких других тестовых изображений. В качестве примера приведем полученные данные для параметра «Квазиразмах» (табл. 6 и 7).

Таблица 6  
AUC (квазиразмах после фильтрации)

|      |       |       |       |       |       |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| q, p | 20, 6 | 21, 5 | 22, 4 | 23, 3 | 24, 2 |
| AUC  | 0,78  | 0,79  | 0,80  | 0,81  | 0,81  |

Таблица 7  
AUC (квазиразмах после фильтрации)

|      |       |       |       |       |       |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| q, p | 20, 6 | 21, 5 | 22, 4 | 23, 3 | 24, 2 |
| AUC  | 0,797 | 0,8   | 0,805 | 0,813 | 0,811 |

Приведенные данные показывают, что хотя сами значения параметра AUC немного отличаются для других тестовых изображений, поведение зависимости эффективности детектора от значений его параметров сохраняет свой характер независимо от тестового изображения. Это позволяет считать, что выбранные значения параметров являются оптимальными.

Кроме упомянутых ранее параметров, был исследован еще один локальный параметр. Его принцип работы основан на предположении, что коэффициент эксцесса, вычисленный для коэффициентов ДКП в скользящем окне, может являться показателем локальной активности. Однако для данного локального параметра AUC оказался равным 0,589. Это значение существенно меньше полученных ранее значений AUC для остальных элементарных детекторов, поэтому данный параметр был исключен из дальнейшего рассмотрения.

## 5. Эффективность нейросетевого детектора

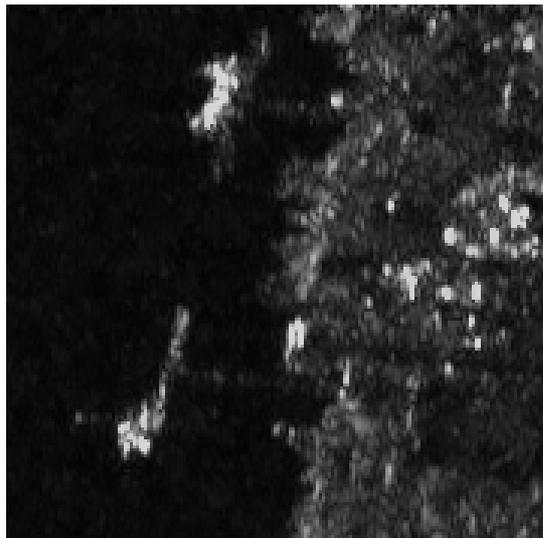
С учетом проведенного анализа эффективности для каждого из параметров, составлявших вектор входных параметров для системы обнаружения границ на основе нейронной сети, имеет смысл переобучить (заново обучить) нейросеть, используя оптимизированные входные параметры.

Нейронная сеть была переобучена в тех же условиях [9], а именно: обучение выполнялось «с учителем» методом обратного распространения ошибки на тестовых изображениях, предварительно обработанных фильтром Ли. Обучение производилось для определения двух классов: граница и однородный участок.

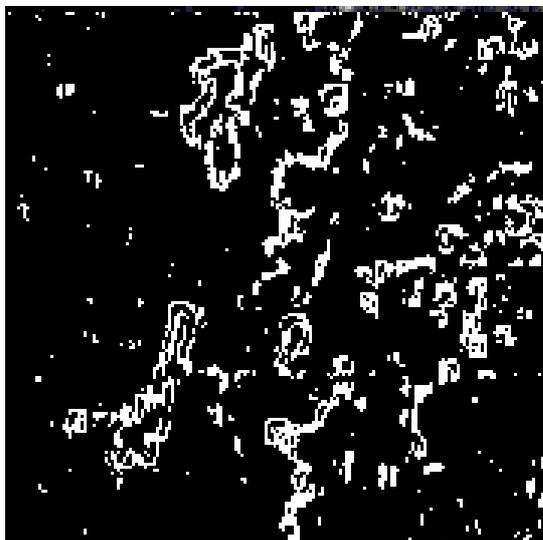
При этом за счет повышения эффективности одного из параметров в составе входного вектора (квазиразмах) улучшились показатели для нейросетевого обнаружителя границ в целом. Значение AUC для нее повысилось до 0,86 (для предыдущего варианта, используемого в [9], AUC был равен 0,8)

Для того чтобы продемонстрировать повышение эффективности приведем карты границ, полученные на тестовых изображениях и на реальных однозглядовых РСА-изображениях системы TerraSAR-X [11].

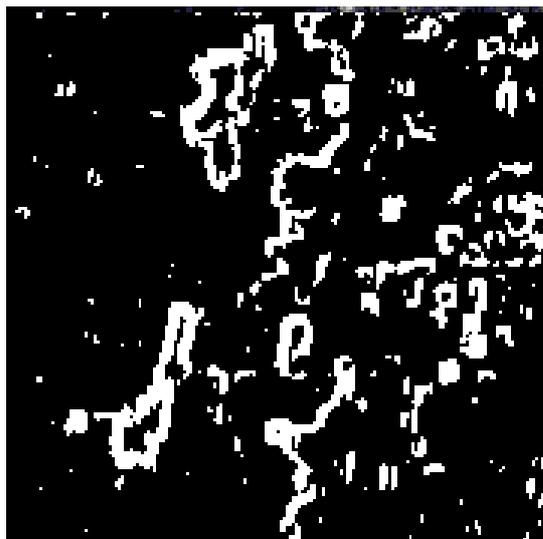
Фрагмент одного из исследованных изображений приведен на рис. 1а. На рис. 1б и 1в приведены бинарные карты границ для двух нейросетевых обнаружителей, разработанных ранее в [9] и переобученных с учетом оптимизации параметров. Во втором случае уменьшено число ложных срабатываний на однородных участках и улучшена связность обнаруженных границ площадных объектов.



а



б



в

Рис. 1. Фрагмент реального РСА-изображения (а), карта границ для нейросетевого детектора без оптимизации параметров (б), карта после оптимизации входных параметров (в)

## Заключение

Предложен метод оценки эффективности работы различных методов детектирования границ. Показаны простота и удобство использования данного метода. Представлены результаты анализа эффективности работы детекторов границ, использовавшихся в обучающей выборке для нейронной сети. На основании этого анализа удалось существенно повысить эффективность одного из элементарных детекторов, что, в свою очередь, привело к улучшению характеристик нейросетевого детектора границ.

Продемонстрировано улучшение работы переобученной нейронной сети для реальных изображений, что позволяет считать целесообразным использование AUC для оценки эффективности методов обнаружения границ.

## Литература

1. Шовенгердт, Р.А. Дистанционное зондирование. Методы и модели обработки изображений [Текст] / Р.А. Шовенгердт. – Техносфера, 2010. – 560 с.
2. Oliver, C. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [Text] / C. Oliver, S. Quegan. – SciTech Publishing, 2004. – 486 p.
3. Local activity indicators: analysis and application to hard-switching adaptive filtering of images [Text] / V.P. Melnik, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, J.T. Astola, P Kuosmanen // Optical Engineering Journal. - 2001. - Vol. 40, No 8. - P. 1441 - 1445.
4. Digital adaptive robust algorithms for radar image filtering [Text] / V.V. Lukin, V.P. Melnik, A.B. Pogrebniak, A.A. Zelensky, J.T. Astola, K.P. Saarienen // Journal of Electronic Imaging. - July 1996. - Vol. 5, No. 3. - P. 410-421.
5. Touzi, R. A review of speckle filtering in the context of estimation theory [Text] / R. Touzi // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2002. – Vol. 40, No. 11. – P. 2392 – 2404.
6. Науменко, А. Детектирование границ на изображениях с помощью искусственной нейронной сети [Текст] / А.В. Науменко, В.В. Лукин // Авиационно-космическая техника и технология. – 2012. – № 2(89). – С. 101-110.
7. SAR image edge detection by ratio-based Harris Method [Text] / X. Kang, C. Han, Y. Yang, T. Tao // ICASSP 2006 Proceedings. – France, May 2006. - Vol. 2. - P. 837 - 840.
8. Ling, C. AUC: a statistically consistent and more discriminating measure than accuracy [Text] / C. X. Ling, J. Huang, H. Zhang // Proceedings of IJCAI 2003. - Acapulco, Mexico, 2003. - P. 519-524.
9. Науменко, А. Обнаружение границ на РСА изображениях нейросетью с применением предварительной фильтрации [Текст] / А.В. Науменко, В.В. Лукин // Авиационно-космическая техника и

технология. – 2012. – № 6(93). – С. 85-94.

10. Lee, J.-S. *Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images [Text]* / J.-S. Lee // *Comp. Vision, Graphics, Image Processing.* - 1981. - Vol. 17. - P. 24 - 32.

11. *Материалы сайта ASTRIUM AN EADS COMPANY [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.astrium-geo.com/en/23-sample-imagery>.* – 07.02.2012.

Поступила в редакцию 08.04.2013, рассмотрена на редколлегии 15.05.2013

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., проф. каф. «Проектирование радиоэлектронных систем летательных аппаратов» В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", г. Харьков.

### ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ ДЕТЕКТУВАННЯ МЕЖ ТА НЕОДНОРІДНОСТЕЙ НА РСА-ЗОБРАЖЕННЯХ

*О.В. Науменко, В.В. Лукін, М.М. Пономаренко*

Запропоновано метод оцінювання ефективності різних методів детектування меж на РСА-зображеннях. Продемонстровано ефективність застосування даного метода для оптимізації параметрів елементарних детекторів меж, які формують вхідний вектор для нейромережевої системи виявлення неоднорідностей на зображеннях. Показано, що проведена оптимізація може підвищити ефективність нейромережевого детектора меж. Представлено результати застосування оптимізованого нейромережевого детектора для реальних однопоглядових РСА-зображень.

**Ключові слова:** детектування меж, нейронні мережі, однопоглядові РСА-зображення.

### SAR-IMAGE EDGE DETECTION METHODS EFFICIENCY ESTIMATION

*A.V. Naumenko, V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko*

A method of efficiency estimation of different edge detection in SAR images is proposed. The usefulness and efficiency of applying this method for parameter optimization of elementary edge detectors which form the input vector for neural edge detection system is demonstrated. It is shown that performed optimization could improve the efficiency of the neural network edge detector. The results of applying the optimized neural detector to real-life single look SAR-images are presented.

**Keywords:** edge detection, neural networks, single-look SAR-images.

**Науменко Алексей Васильевич** – студент каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: phist@mail.ru.

**Лукін Владимир Васильевич** – д-р техн. наук, проф., проф. каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: lukin@ai.kharkov.com.

**Пономаренко Николай Николаевич** – д-р техн. наук, доцент, доцент каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: uagames@mail.ru.