

УДК 004.8

**Немков Роман Михайлович, Мезенцева Оксана Станиславовна**

## **ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ И АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ БАЗОВЫХ ПАРАМЕТРОВ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА КАЧЕСТВО ИХ ОБУЧЕНИЯ**

*В статье исследуется влияние функции активации, типа нормировки и стратегии инициализации весов на качество обучения и обобщения для сверточных нейронных сетей.*

*Ключевые слова: сверточная нейронная сеть, функция активации, инициализация весов, тип нормировки.*

**Nemkov Roman Mikhaylovich, Mezentseva Oksana Stanislavovna**

### **EXPERIMENTAL RESEARCH AND ANALYSIS OF INFLUENCE OF PRINCIPAL PARAMETERS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS ON THE QUALITY OF THEIR TRAINING**

*In state is to analyze the influence an activation function, strategy initialization and kind of normalization on the quality of a training and generalization.*

*Key words: convolutional neural network, activation function, strategy of initialization, kind of normalization.*

На сегодняшний день главной и пока нерешённой проблемой в распознавании образов остаётся проблема инвариантности [8]: один и тот же объект может иметь существенно отличающиеся друг от друга внешние признаки (форму, цвет, текстуру и т. д.), а также по-разному отображаться на сетчатке (вид с разных ракурсов), что сильно затрудняет его классификацию. Существует много технологий для частичного решения этой проблемы, одна из таких технологий – нейронные сети (НС).

Среди сетей, базирующихся на модели нейрона Мак-Каллока и Питца, доминируют сети с многослойной архитектурой (Deep Architecture). Из них наибольший интерес для распознавания изображений имеют сверточные НС.

Исследование влияния ряда базовых параметров на качество функционирования сети: функция активации, способ нормировки входных данных, способ начальной инициализации весов, построение методики общего выбора таких параметров, является важной научно-практической задачей.

**Общие параметры экспериментов.** Для проведения экспериментов с целью исследования влияния размещения различных функций активаций с зонами насыщения и без на качество обучения и обобщения, влияния на скорость сходимости и качество обобщения различных видов нормировок, влияния на качество обучения различных видов стратегий инициализации весов, разработан программный комплекс [7]. Комплекс реализует 7-слойную сверточную сеть, обладающую промежуточной сложностью в реализации между упрощёнными сетями Симарда [1] и более сложными архитектурами [2, 6].

Известно, что обобщающие способности сети в целом зависят не столько от количества настраиваемых параметров, сколько от величин этих параметров [3].

В качестве алгоритма обучения был выбран стандартный алгоритм распространения ошибки [9], хотя и дающий немалую ошибку обобщения, но обладающий высокими скоростными характеристиками. Низкое качество распознавания отдельных сетей компенсировалось коллективом голосователей.

Проведение экспериментов показало, что зависимость ошибки обучения или обобщения имеет четкую асимптотическую форму аналогичной кривой из теории [8]. Применение стандартного алгоритма распространения ошибки позволило снизить разброс значений ошибок обучения и обобщения, сузить доверительные интервалы с увеличением эпох, надёжно идентифицировать тренд при визуальном наблюдении и ограничиться для оценки влияния отдельных параметров 10 экспериментами с последующей статистической обработкой.

Для адекватной сравнительной оценки результатов экспериментов применялось одинаковое количество эпох, ступенчатая стратегия по изменению скорости обучения с эмпирически подобранными параметрами (рис. 1).

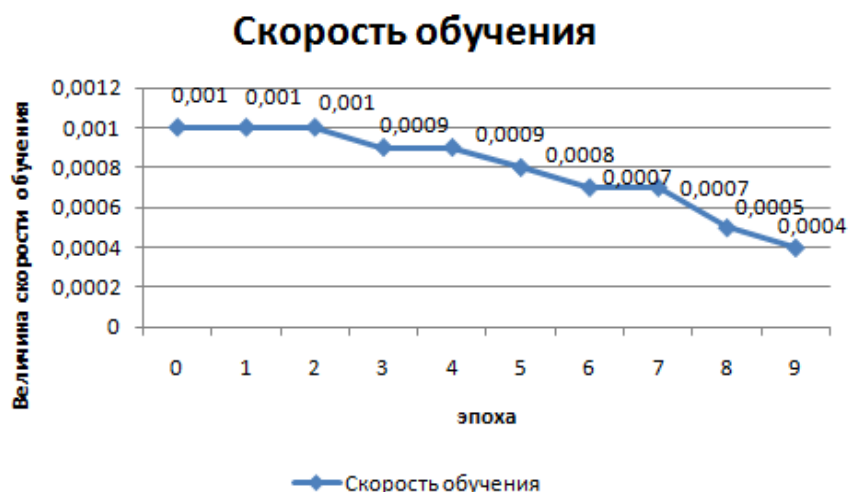


Рис. 1. Стратегия изменения скорости обучения

Ошибка обучения оценивалась с помощью среднеквадратической функции (1):

$$\begin{cases} e_j = d_j - y_j \\ E = \frac{1}{2} * \sum_{j \in C} e_j^2 \end{cases}, \quad (1)$$

где  $C$  – множество, включающее все нейроны выходного слоя;  $d_j$  – ответ учителя;  $y_j$  – ответ сети.

Паттерн считался распознанным, если значение ошибки на выходном слое опускалось меньше константы 0,02.

В качестве обучающей выборки использовалась выборка стереоизображений Small NORB [5] (размер 854 Мб) как одна из самых сложных и больших задач инвариантного распознавания с учителем.

**Экспериментальное исследование влияния функции активации.** Из трех наиболее распространенных биполярных сигмOID [9]:  $\tanh(x)$ ,  $\frac{x}{1+|x|}$ ,  $\frac{2 * \operatorname{atan}(x)}{\pi}$ , в качестве базовой выбран, наиболее быстрый с программной точки зрения [8], гиперболический тангенс (2).

$$\varphi(x) = 1,7159 * \tanh\left(\frac{2}{3} * x\right). \quad (2)$$

Целевые значения выбирались равными +1 и –1. Для исследования влияния параметров гиперболического тангенса на качество обучения, качество ошибки обобщения проведены эксперименты с различными вариантами данной биполярной сигмOID (табл. 1).

Таблица 1

| Варианты применения гиперболического тангенса                                                     |                                                                                                |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------|
| На скрытых слоях                                                                                  | На выходном слое                                                                               |
| 1. $\varphi(x) = \tanh(x)$<br>Целевые значения: –1/+1                                             | $\varphi(x) = \tanh(x)$<br>Целевые значения: –0,9/+0,9                                         |
| 2. $\varphi(x) = \tanh(x)$<br>Целевые значения: –1/+1                                             | $\varphi(x) = \tanh(x)$<br>Целевые значения: –1/+1                                             |
| 3. $\varphi(x) = \tanh(x)$<br>Целевые значения: –0,9/+0,9                                         | $\varphi(x) = \tanh(x)$<br>Целевые значения: –0,9/+0,9                                         |
| 4. $\varphi(x) = 1,7159 * \tanh\left(\frac{2}{3} * x\right)$<br>Целевые значения: –1,7159/+1,7159 | $\varphi(x) = 1,7159 * \tanh\left(\frac{2}{3} * x\right)$<br>Целевые значения: –1,7159/+1,7159 |
| 5. $\varphi(x) = 1,7159 * \tanh\left(\frac{2}{3} * x\right)$<br>Целевые значения: –1,7159/+1,7159 | $\varphi(x) = 1,7159 * \tanh\left(\frac{2}{3} * x\right)$<br>Целевые значения: –1/+1           |

Анализ результатов экспериментов показал (рис. 2–4), что наилучший результат по времени и по скорости сходимости показывает гиперболический тангенс с коэффициентами, ограниченный на выходном слое и неограниченный на скрытых слоях.

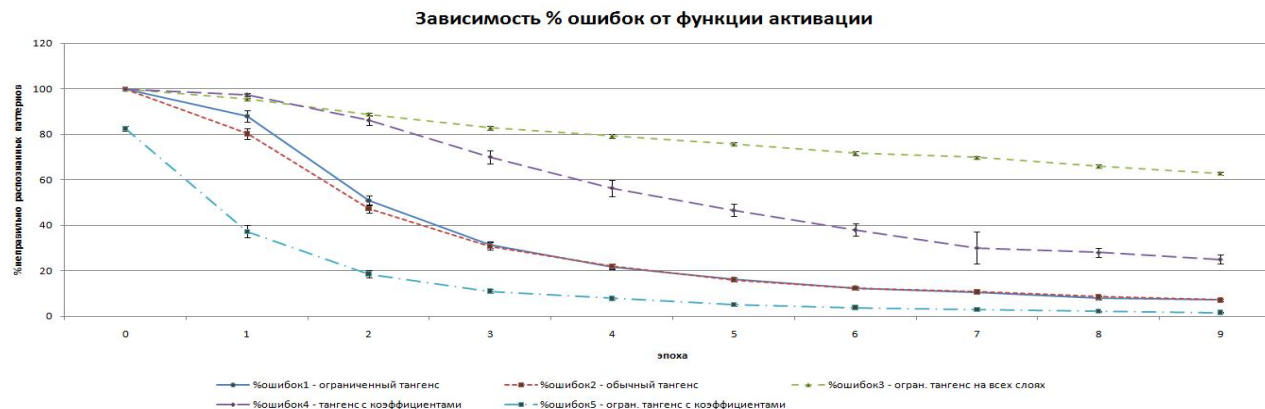


Рис. 2. Зависимость процента ошибок от типа функции активации

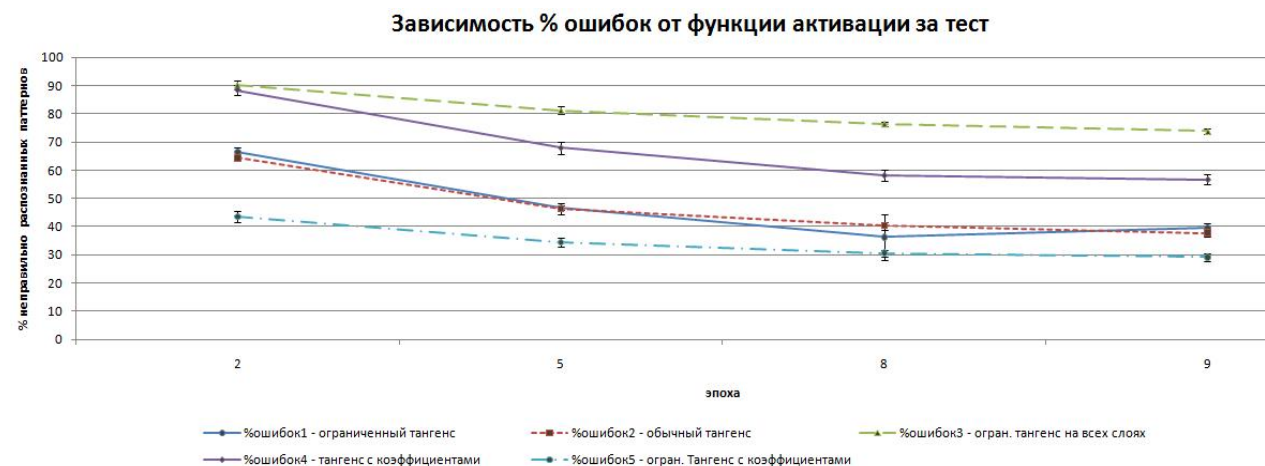


Рис. 3. Зависимость процента ошибок от типа функции активации

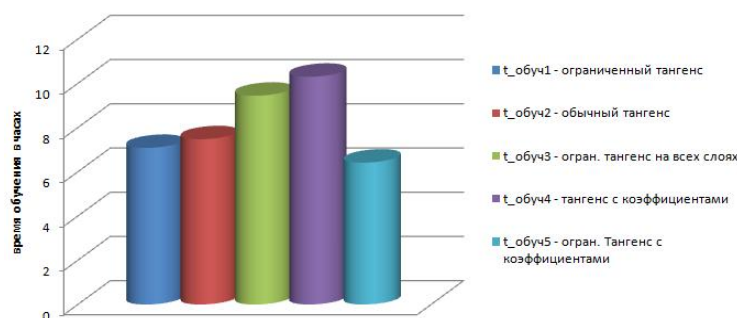


Рис. 4. Зависимость времени обучения от функции активации

Несколько хуже результаты у гиперболического тангенса без коэффициентов, но, опять же, ограниченного на выходном слое и неограниченного на скрытых слоях. Установлено, что сеть с ограниченной сигмойдой на выходном слое и без ограничений на скрытых слоях даёт наибольшую скорость сходимости и наибольшее качество обучения, обобщения.

Дальнейшие эксперименты проводились в соответствии с оптимальной схемой: на скрытых слоях применяется гиперболический тангенс с коэффициентами без ограничений зон насыщения, на выходном слое – он же, но ограниченный с целевыми значениями  $\pm 1$ .

**Анализ влияния параметров нормировки входных значений.** Целью предобработки является ускорение сходимости процесса обучения за счет декорреляции входных данных [8].

При декорреляции происходит максимизация энтропии входов и выходов [9], в результате каждый вход сети начинает принимать значения из всего доступного диапазона, а не только из узкой части, что приводит к тому, что от него увеличивается количество поступающей в сеть полезной информации.

Для анализа влияния типа нормировки на скорость сходимости и качество обобщения была проведена серия экспериментов с 5 типами нормировки (3–7):

$$y_i = \frac{x_i - \bar{x}_i}{\sigma_i}, \quad (3)$$

где  $y_i$  – новое значение входного нейрона  $i$ ;  $x_i$  – исходное значение входного нейрона  $i$ ;  $\bar{x}_i$  – среднее значение для входного нейрона  $i$ ;  $\sigma_i$  – среднеквадратическое отклонение для входного нейрона  $i$ .

$$y_i = \frac{x_i - \bar{x}_i}{\max |x_i - \bar{x}_i|}, \quad (4)$$

где  $\max |x_i - \bar{x}_i|$  – максимальный модуль разности между  $i$ -ым значением входного нейрона и его средним.

$$y_i = \tanh \left( \frac{x_i - \bar{x}_i}{\sigma_i} \right), \quad (5)$$

$$y_i = \tanh \left( \frac{x_i - \bar{x}_i}{\max |x_i - \bar{x}_i|} \right), \quad (6)$$

$x_{\max}$  и  $x_{\min}$  – минимальное и максимальное значение старого диапазона (0 и 255).

В ранее описанных экспериментах с функцией активации по умолчанию применялась линейная нормировка:

$$y_i = \frac{(b-a) * (x_i - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} + a \quad (7)$$

где  $a, b$  – границы нового диапазона (–1 и +1).

В результате экспериментов установлено (рис. 5, 6), что выход отнормированных значений за пределы диапазона [–1..+1] не оказывает значительного влияния на качество обучения и обобщения. Самую высокую скорость сходимости при обучении даёт нормировка (3), на качество обобщения больше всего влияет (3) и (4).

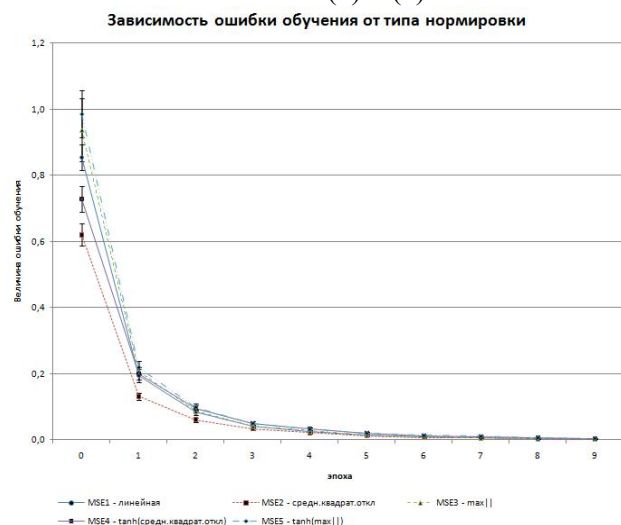


Рис. 5. Зависимость ошибки обучения от типа нормировки

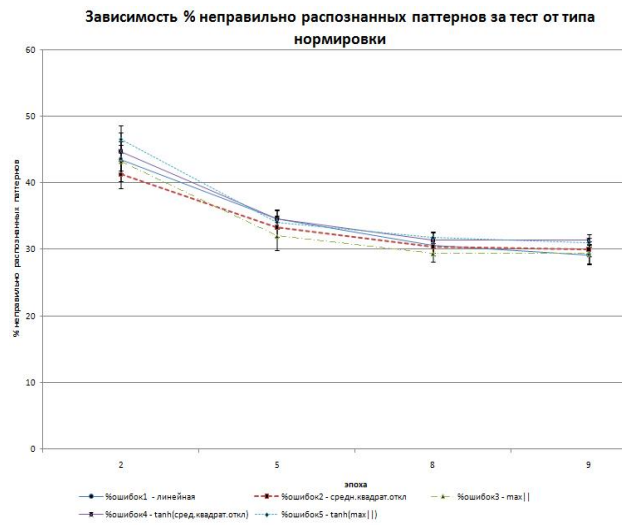


Рис. 6. Зависимость ошибки обобщения от типа нормировки

**Экспериментальное исследование типа инициализация весов.** Хороший выбор начальных значений синаптических весов может значительно упростить обучение.

В работе [4] для распознавания цифр из выборки MNIST с помощью сверточных сетей приводится следующий диапазон:  $\left[ \frac{-2.4}{F(i)} .. \frac{+2.4}{F(i)} \right]$ , где  $F(i)$  – кол-во связей у  $i$ -го нейрона. Известно [8],

что равномерное распределение, из которого выбираются исходные значения синаптических весов, должно иметь нулевое среднее значение и среднее квадратичное отклонение, обратное корню квадратному из количества синаптических связей нейрона. Тогда имеет смысл исследовать ещё две возможные стратегии инициализации:  $\left[ \frac{-1}{\sqrt{F(i)}} .. \frac{+1}{\sqrt{F(i)}} \right]$  и  $\left[ \frac{-2.4}{\sqrt{F(i)}} .. \frac{+2.4}{\sqrt{F(i)}} \right]$ .

В результате экспериментов установлено (рис. 7), что границы диапазона должны быть обратно пропорциональны корню квадратному из количества связей. Дальнейшее обучение проводилось с диапазоном  $\left[ \frac{-1}{\sqrt{F(i)}} .. \frac{+1}{\sqrt{F(i)}} \right]$ .

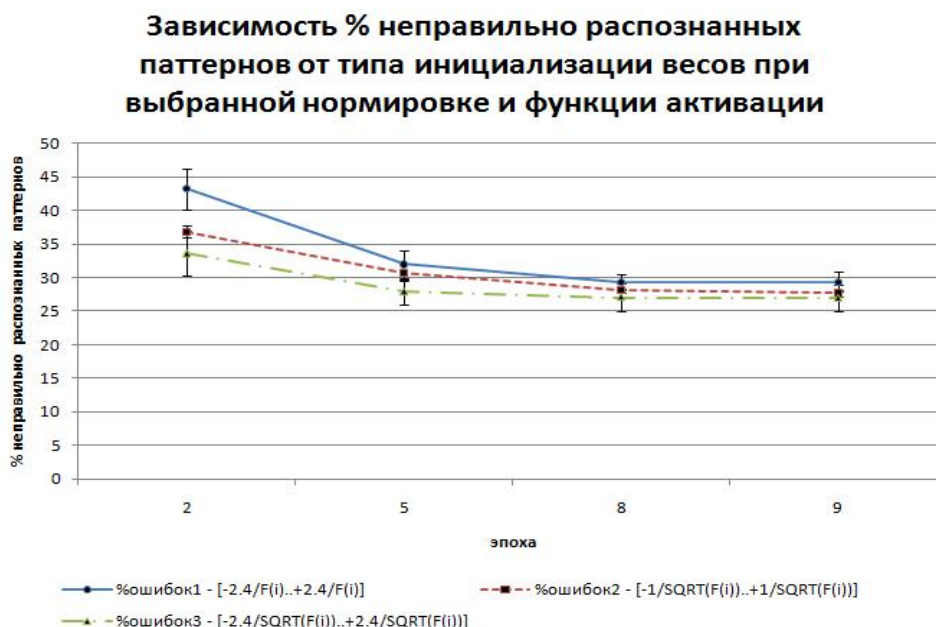


Рис. 7. Зависимость ошибки обобщения от способа инициализации весов

### Выводы

В результате экспериментов было установлено, что сеть с ограниченной сигмойдой на выходном слое и без ограничений на скрытых слоях даёт наибольшую скорость сходимости и наибольшее качество обучения, обобщения. Показано, что выход отнормированных значений за пределы диапазона  $[-1..+1]$  не оказывает влияния на качество обучения и обобщения. Подтверждено, что границы диапазона инициализации должны быть обратно пропорциональны корню квадратному из количества связей.

Для компенсации недостаточно высокой эффективности алгоритма обратного распространения ошибки накопленные обученные сети использовались для составления коллектива голосователей. Полученный коллектив голосователей, составленный на базе 10 сетей, среднее значение количества неправильно распознанных паттернов которых составляло 6716 (27,46 % от тестовой выборки), не распознал всего 2206 паттернов (9,078 %).

### Литература

1. Simard Y., Steinkraus D., Platt J. Best Practices for Convolutional Neural Networks Applied to Visual Document Analysis, In Proceedings of Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition, 2003.
2. Kavukcuoglu K. Learning Feature Hierarchies for Object Recognition: PhD diss. New York University, January 2011.



3. Murata N., Youshizawa S., Amari S. Learning Curves, Model Selection and Complexity of Neural Networks, In NIPS pp. 607–614, 1993.
4. LeCun Y., Haffner P., Bottou L., Bengio Y. Gradient-Based learning applied to document recognition, In Proceedings of IEEE Press, November 1998.
5. LeCun Y., Bottou L. Learning methods for generic object recognition with invariance to pose and lighting, In Proceedings of CVPR'04. IEEE Press, 2004.
6. Немков Р. М., Мезенцева О. С. Анализ архитектур сверточных сетей для задачи распознавания изображений // 41-я научно-техническая конференция по итогам работы профессорско-преподавательского состава СевКавГТУ. 2011. Т. I. С. 37–40.
7. Немков Р. М., Мезенцева О. С. Оптимизация обучения сверточной нейронной сети для задачи распознавания стереоизображений // Проблемы математики и радиофизики в области информационной безопасности. 2012. С. 184–189.
8. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд. / пер. с англ. М: Изд-во «Вильямс», 2008. 1104 с., ил.
9. Горбань А. Н., Россиев Д. А. Нейронные сети на персональном компьютере. Красноярск, 1996. 270 с.

УДК 621.396

**Орёл Дмитрий Викторович**

## **РАЗРАБОТКА МЕТОДА МОДЕЛИРОВАНИЯ СИСТЕМ ДВОИЧНЫХ КВАЗИОРТОГОНАЛЬНЫХ КОДОВЫХ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ ДЛЯ ГЛОБАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СПУТНИКОВЫХ СИСТЕМ**

*В статье представлен метод моделирования увеличенного количества систем двоичных квазиортогональных кодовых последовательностей с высокой сложностью разгадывания структуры для повышения помехозащищённости навигационного сигнала путём их стохастического использования.*

*Ключевые слова:* помехозащищённость, структурная скрытность, спутниковая радионавигация, система кодовых последовательностей.

**Oryol Dmitry Victorovich**

### **DEVELOPMENT OF A MODELING METHOD OF QUASIORTHOGONAL BINARY CODE SETS FOR GLOBAL NAVIGATION SATELLITE SYSTEMS**

*There is presented a method of modeling large quasiorthogonal binary code sets with high structural secrecy to improve noise immunity of the navigation signal by using them in stochastic way.*

*Key words:* noise immunity, structural secrecy, satellite radio navigation, sequence set.

Последние годы происходит существенное расширение сфер использования навигационно-временного обеспечения (НВО) на основе глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС), что ведёт к росту зависимости различных систем от НВО, получаемого на основе ГНСС. К таким системам относятся в том числе и критически важные для функционирования государств и регионов. Дестабилизация работы ГНСС может привести к нарушению функционирования других, зависящих от них, жизненно важных систем: возможны аварии и крушения судов, нарушения работы аэропортов, морских и речных портов, финансовых, телекоммуникационных и энергетических систем [1]. В результате нарушения работы ГНСС могут быть реализованы угрозы как локального, так и регионального, и государственного масштабов. В связи с возможностью наступления обозначенных угроз растёт интерес различных лиц, компаний и служб к технологиям организации умышленных злонамеренных воздействий на интерфейс потребителей ГНСС. При этом преследуется широкий спектр целей: недобросовестная конкуренция, терроризм, диверсии и др.

Интерфейс потребителей (ИП) ГНСС включает в себя аппаратуру формирования и излучения НС в околоземное пространство, размещённую на навигационных космических аппаратах (НКА), совокупность излучаемых НС и навигационную аппаратуру потребителей (НАП), способную принимать НС. Среди видов возможных злонамеренных воздействий на ИП ГНСС особо можно выделить следующие:

- подавление НС с помощью организации имитирующих радиопомех;
- навязывание НАП ложных НС.