

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В РАМКАХ КОНЦЕПЦИИ "ЭЛЕКТРОННАЯ ТАМОЖНЯ"

Борис Мороз, Сергей Коноваленко

**Аннотация:** В работе выделена проблематика разработки и использования эффективных методов и средств обработки информации таможенного контроля. Было предложено применить в информационно-аналитических системах таможенной службы Украины математический аппарат искусственных нейронных сетей типа многослойный перцептрон, где в качестве методов минимизации целевой функции использованы квазиньютоновские алгоритмы.

**Ключевые слова:** таможенный контроль, нейронные сети, методы минимизации.

**ACM Classification Keywords:** I.5 PATTERN RECOGNITION – I.5.1 Models – Neural nets.

---

### Введение

Осуществление таможенного дела и эффективная работа таможенной службы Украины возможны лишь при использовании современных информационных технологий, методы и средства которых позволят быстрее и качественнее решать поставленные государством задачи. Концепция создания и развития комплексной многофункциональной системы "Электронная таможня" (E-customs) нацелена на укрепление таможенной безопасности Украины [Пашко, 2008], усовершенствование её информационной инфраструктуры. Реализация данной концепции осуществляется с учетом международных стандартов и с максимальным привлечением научно-технического потенциала таможенной службы Украины, что позволяет выделить такую актуальную часть исследований, как разработка и применение методов и средств обработки информации таможенного контроля.

В арсенале учёных существует немало методов и средств, которые используются для разработки систем принятия решений, классификации, распознавания, но из этой массы хочется выделить методы искусственного интеллекта на основе коннекционистского подхода. Теория нейронных сетей за последние десятилетия приобрела довольно много практических применений в разнообразных отраслях науки и техники. Так, например, их используют для распознавания лиц, изображений [Борисов, 2008], в медицине и диагностике [Ляхов и Алешин, 2010], для анализа фондового и валютного рынка [Газетдинов, 2008], для управления механизмами и роботами. Столь широкое распространение и наличие множества программных пакетов моделирования даёт нам основание предположить о возможности применения этой математической модели для нужд таможенной службы Украины. Публикаций по применению методов обработки информации таможенного контроля относительно немного и, в большинстве своём, они носят концептуальный характер, выделяя проблематику и актуальность темы. В работе [Семенко, 2008] описана возможность применения теории нечётких множеств с целью анализа рисков, что позволило, применяя функции принадлежности  $\mu(x)$ , оперировать более гибко с расчетом степени риска. Нам, в свою очередь, требуется обеспечить возможность обучения и адаптации системы, что направляет наш выбор в пользу многослойных нейронных сетей.

---

### Постановка задачи

Целью статьи является рассмотрение вопросов теоретического и практического применения математического аппарата нейросетевого моделирования для системы анализа рисков нарушения таможенного законодательства, в связи с чем возникает необходимость в решении следующих задач:

1. обработать предметную область "информация таможенного контроля";
2. сформировать архитектуру нейронной сети;
3. провести анализ методов обучения и качества работы нейросетевого классификатора;
4. на основе проведенных экспериментов выбрать лучшее решение задачи распознавания рисков.

### **E-customs – автоматизация таможенных процедур**

Тенденции мировой торговли и развитие внешнеэкономической деятельности диктуют свои условия по упрощению таможенных процедур во время ввоза и вывоза товаров, уменьшению рисков нарушения экономической безопасности. Эти условия реализуются путём автоматизации:

1. контроля по перемещению товаров и транспортных средств согласно заявленному таможенному режиму;
2. процессов таможенного оформления товаров, транспортных средств и граждан;
3. учёта субъектов внешнеэкономической деятельности;
4. процессов выявления и учёта нарушений таможенных правил;
5. систем сбора, обработки и накопления информации для формирования таможенной статистики;
6. интеграции системы анализа рисков в автоматизированные системы таможенного оформления и т.д..

Поддержка развития внешнеэкономической торговли тесно связана с упрощением таможенных процедур, но, в тоже время, это должно согласовываться с защитой экономических интересов Украины. В связи с этим, акценты реализации таможенного дела смещаются в пользу применения методов управления рисками, использования новых технологий неразрушающего контроля, тесного сотрудничества с таможенными службами других стран. Это даёт возможность оптимально использовать имеющиеся в наличии ресурсы таможенной службы и производить контроль таможенного оформления на тех участках, где существует наибольший риск нарушений, позволяя основной массе товаров и физическим лицам сравнительно свободно проходить таможенный контроль.

Рассмотрим более детально систему анализа и управления рисками, где ключевым понятием есть индикатор риска. Индикатор риска – это определенный критерий, который используется для выявления потенциальных нарушений таможенного законодательства. В табл. 1 приведены некоторые примеры индикаторов риска, сгруппированные в такие сферы риска, как характер и цель нарушения таможенного законодательства.

Эта система, используя введенные данные, должна осуществлять оценку риска по декларации либо ситуации во время таможенного оформления. Если возник риск, то система выдаёт рекомендации по применению необходимых мероприятий, направленных на минимизацию ущерба от потенциального нарушения таможенного законодательства.

Таблица 1. Некоторые виды характера и причин нарушения таможенного законодательства

Возможный характер нарушения	Неправильная классификация товара
	Неправдивые данные о происхождении товара
	Занижение/завышение таможенной стоимости товара
	Недекларирование товара
	Контрабанда/сокрытие от таможенного контроля
	Неправильные данные о причине получения льгот по оплате таможенных платежей
	Неправильные данные о характеристике/свойствах товара
	Декларирование товара не своим именем

Возможная цель нарушения	Уклонение от уплаты/уменьшения размера пошлины
	Уклонение от уплаты/уменьшения размера особого вида пошлины (антидемпинговая, специальная, компенсационная)
	Возмещение НДС
	Уклонение от уплаты/уменьшения размера акцизного сбора
	Использование таможенных льгот
	Уклонение от нетарифных ограничений

Выделим из предметной области таможенного контроля некоторые идентификационные характеристики, используемые E-customs, по значениям которых возможно будет классифицировать риск как "Высокий", "Умеренный", "Низкий":

1.  $x_1$  – страна происхождения товара;
2.  $x_2$  – код товара;
3.  $x_3$  – таможенная стоимость;
4.  $x_4$  – количество товара;
5.  $x_5$  – вес товара;
6.  $x_6$  – фактурная стоимость товара;
7.  $x_7$  – разница брутто и нетто товара;
8.  $x_8$  – история участника внешнеэкономической деятельности.

Данные идентификационные признаки и будут использоваться в качестве информационного вектора, поданного на вход системы распознавания.

---

### Применение нейронных сетей для решения задач E-customs

---

Нейронные сети обладают свойствами, которые необходимы для решения практических задач: возможность обучаться и адаптироваться к изменяющимся условиям, обобщать накопленные знания, универсально аппроксимировать функцию от нескольких переменных, параллельно обрабатывать информацию, обладать устойчивостью к ошибкам за счет множества межнейронных связей [Bishop, 1996].

Для решения задачи классификации при помощи нейронных сетей необходимо определенным образом подготовить входные данные [Swingler, 1996], определить количество слоев и, соответственно, количество нейронов в них. У нас есть в наличии входной вектор  $x = [x_0, x_1, \dots, x_i]^T$ , который имеет в своей структуре разнородные типы данных, нуждающихся в нормировке и кодировании, дабы наша сеть могла с ним работать. Для примера был взят товар такой категории, как "микроконтроллеры и микрокомпьютеры" (8542 21 50 00 – номер по классификатору). Пример процесса формирования входного вектора приведен в табл. 2. Вектор желаемых результатов  $d = [d_1, d_2, \dots, d_j]^T$  имеет размерность три, где каждый элемент вектора принимает значение 0 либо 1. Причем, если один из элементов установлен в 1, то все остальные равны 0, что и будет соответствовать одному из уровней риска {"Низкий", "Умеренный", "Высокий"}.

Таблица 2. Формирование входного вектора признаков

№	Идентификационные характеристики	Тип данных	Принимаемые значения
X <sub>0</sub>	Страна происхождения товара	строковый	Оффшорные зоны
			Страны ЕС
			Страны ЕЭП
X <sub>1</sub>	Код товара	целый	В соответствии с классификатором УКТВЭД
X <sub>2</sub>	Таможенная стоимость	вещественный	В соответствии с таможенной декларацией
X <sub>3</sub>	Количество товара	целый	Количество штук либо партий поставки
X <sub>4</sub>	Вес товара	вещественный	Вес единицы товара либо партии поставки
X <sub>5</sub>	Фактурная стоимость товара	вещественный	В соответствии с таможенной декларацией
X <sub>6</sub>	Разница брутто и нетто товара	вещественный	не более 5%
			от 5% до 8%
			более 8%
X <sub>7</sub>	История участника внешнеэкономической деятельности	строковый	Черный список
			Серый список
			Белый список

Компоненты входного вектора разбиваются на три диапазона и кодируются. Например, признак X<sub>6</sub> имеет значения {не более 5%; от 5% до 8%; более 8%}, которые после преобразования принимают вид {0; 0,5; 1}. В данном случае выход сети должен быть равен {0; 0; 1}, что интерпретируется как высокий уровень риска, поскольку присутствует недопустимая разница между брутто и нетто товара.

Сформируем структуру нейронной сети. В качестве архитектуры сети выберем прямосвязный многослойный перцептрон. Обычно он состоит из множества сенсорных элементов, которые образуют входной (рецепторный) слой сети (input layer), одного или несколько скрытых слоев вычислительных нейронов (hidden layer) и одного выходного слоя нейронов (output layer). Так как количество нейронов во входном и выходном слое обусловлено размерностью соответствующих векторов, то входной слой состоит из 8 нейронов-рецепторов, а выходной слой содержит 3 нейрона. Назначим каждому нейрону выходного слоя один из трех уровней риска. Количество скрытых слоев и число нейронов в них уточняется в процессе экспериментальных исследований.

В качестве функции активации нейронов скрытых и выходного слоёв будем использовать униполярный сигмоид:

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}, \quad (1)$$

где  $s$  – состояние нейрона.

Алгоритм обучения многослойного персептрона носит пошаговый характер, где на каждой итерации подаются все элементы обучающей последовательности  $(x, d)$  и на выходе сети вычисляется значение целевой функции (ошибки выходного слоя с  $P$  нейронами):

$$E(w) = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (d_j - y_j)^2, \quad (2)$$

где  $d_j$  – желаемое выходное значение при входном векторе  $X^n$ ,  $y_j$  – сигнал  $j$ -го нейрона выходного слоя.

Если значение  $E(w)$  больше установленного порога, то алгоритм изменяет веса нейронов выходного и скрытых слоев нейронной сети. Эта процедура повторяется для всех векторов обучающей выборки. Обучение происходит до тех пор, пока значение целевой функции не будет соответствовать нужной точности. Целевая функция  $E(w)$ , а также ее градиент используются для корректировки весов нейронной сети  $w_{(k+1)}$ :

$$w_{(k+1)} = w_{(k)} + \eta p(w), \quad (3)$$

где  $\eta$  – коэффициент обучения,  $p(w)$  – вектор направления целевой функции.

Более детально с процедурой обучения нейронных сетей можно ознакомиться в работах [Наукин, 1998] и [Каллан, 2001]. Одним из важных аспектов обучения сети является выбор метода минимизации целевой функции. Традиционные градиентные методы не всегда эффективно решают задачу глобальной оптимизации, останавливаясь иногда на локальных минимумах, поэтому будем использовать методы, которые учитывают вторые производные целевой функции. К таковым относятся методы, реализующие ньютоновскую стратегию, такие как метод Левенберга-Марквардта (LM) и Квазиньютоновский метод (BFGS) [Осовский, 2002]:

$$w_{(k+1)} = w_{(k)} - H_k^{-1} g_k, \quad (4)$$

где  $H_k$  – матрица Гессе,  $g_k$  – вектор градиента,

Следует отметить, что эти методы используют аппроксимированное значение гессиана  $H(w)$ .

Экспериментальная нейронная сеть моделировалась в среде MATLAB 7. Для сравнительного анализа исследовались сети с одним и двумя скрытыми слоями. В качестве критерия останова обучения использовалось значение ошибки обучения равное 0,01 либо, как показатель, слишком малое ее изменение при значительном увеличении количества эпох (более 300, при  $\max=700$ ). Для обучения нейронной сети использовалось обучающее множество количеством 950 векторов.

Для определения качества распознавания сети использовалась тестовая выборка объемом 530 векторов, отличных от обучающей выборки. Получаемый при этом выходной вектор  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_j]^T$  подавался на вход функции `compnet()`, которая преобразовывала его таким образом, что максимальное значение вектора заменялось 1, а все остальные устанавливались в 0. Во время тестирования нейронных сетей производился подсчет неправильно распознанных образов, результаты которого приведены в табл. 3-4.

В табл. 3 приведены результаты работы сети с одним скрытым слоем, количество нейронов в котором варьировалось от 5 до 20 с шагом 3.

Табл. 4 содержит результаты работы сети с двумя скрытыми слоями, где количество нейронов в первом скрытом слое варьировалось от 5 до 20 нейронов с шагом 3, а во втором – от 5 до 20 с шагом 1. Каждый из 6 экспериментов проводился с постоянным количеством нейронов первого скрытого слоя и переменным значением второго слоя. Значение ошибки распознавания в пределах одного эксперимента имело свойство как уменьшаться, так и увеличиваться, образуя переменный интервал.

Таблица 3. Результаты распознавания нейронной сети с одним скрытым слоем (in-[h1]-out)

№	Количество нейронов в скрытом слое $h_1$	Количество неправильно распознанных образов, %	
		Метод <i>LM</i>	Метод <i>BFGS</i>
1	5	19,5	28,6
2	8	14,2	27,2
3	11	6,7	23,4
4	14	4,1	18,7
5	17	2,2	15,9
6	<u>20</u>	<u>1,4</u>	9,3

Таблица 4. Результаты распознавания нейронной сети с двумя скрытыми слоями (in-[h1-h2]-out)

№	Количество нейронов в 1-ом скрытом слое $h_1$	Количество нейронов во 2-ом скрытом слое $h_2$ (диапазон)	Количество неправильно распознанных образов (интервал значений), %	
			Метод <i>LM</i>	Метод <i>BFGS</i>
1	5	[5 .. 20]	[14,1 .. 2,5]	[27,6 .. 20,2]
2	8	[5 .. 20]	[8,3 .. 6,9]	[27,2 .. 9,7 .. 19,1]
3	11	[5 .. 20]	[3,5 .. 2,2 .. 6,3]	[26,8 .. 11,4 .. 17,3]
4	14	[5 .. 20]	[4,5 .. 1,5 .. 4,2]	[5,1 .. 7,4 .. 4,1]
5	<u>17</u>	[5 .. <u>11</u> .. 20]	[2,2 .. <u>1,2</u> .. 2,9]	[7,6 .. 4,4 .. 6,2]
6	20	[5 .. 20]	[1,4 .. 4,7 .. 3,1]	[4,6 .. 3,7 .. 5,2]

Проведя по 6 экспериментов для различных архитектур многослойного персептрона, выявлено, что Квазиньютоновский метод (BFGS) минимизации целевой функции уступает методу Левенберга-Марквардта (LM) по времени обучения нейронной сети и качеству распознавания тестовой выборки.

На основе результатов экспериментов можно выделить оптимальные модели нейронной сети для одного и двух скрытых слоев:

1. архитектура с одним скрытым слоем – **8-[20]-3**, метод обучения LM, ошибка распознавания 1,4 %;
2. архитектура с двумя скрытыми слоями – **8-[17-11]-3**, метод обучения LM, ошибка распознавания 1,2 %.

В общем случае для данного набора исходных данных предпочтительней использовать первую модель, так как она содержит меньшее количество межнейронных связей, тем самым облегчая процесс обучения нейронной сети.

## Заключение

В результате проделанной работы были разработаны модели идентификации рисков нарушения таможенного законодательства на базе нейронной сети типа многослойный персептрон. На основе проделанных опытов и сравнительного анализа качества распознавания входных образов, выделена оптимальная архитектура нейронной сети.

Разработанная модель показала, что применение нейронных сетей в качестве методов классификации информации таможенного контроля, может быть полезным инструментом в развитии многофункциональной комплексной системы "Электронная таможня".

Дальнейшие исследования следует посвятить изучению эффективных методов расчета оптимальной архитектуры многослойного перцептрона, а также изучению механизма улучшения возможностей нейроклассификатора за счет совместного использования с нечеткой логикой, применением генетических алгоритмов.

---

### Благодарности

Работа опубликована при финансовой помощи из проекта ITHEA XXI Института Информационных теорий и Приложений FOI ITHEA ([www.ithea.org](http://www.ithea.org)) и Ассоциации Создателей и Пользователей Интеллектуальных Систем АСПИС Украина ([www.aduis.com.ua](http://www.aduis.com.ua))

---

### Библиография

- [Пашко, 2008] Пашко П.В. Основы митної справи в Україні: Підручник – К.: Знання, 2008. – 652 с.
- [Борисов, 2008] Евгений Борисов. Использование искусственных нейронных сетей для классификации черно-белых изображений // Кибернетика и системный анализ. – 2008. – №2. – с. 184-187.
- [Ляхов и Алешин, 2010] Ляхов А.Л., Алешин С.П. Нейросетевая модель формулы сбалансированного питания // Искусственный интеллект. – 2010. – №2. – с. 131-139.
- [Газетдинов, 2008] Газетдинов В.А. Нейросетевая система анализа и прогнозирования процессов на рынке недвижимости // Искусственный интеллект. – 2008. – №2. – с. 50-57.
- [Семенко, 2008] Семенко, О. М.-М. Підвищення ефективності роботи по протидії контрабанді та порушенням митних правил, митного контролю за рахунок впровадження автоматизованої системи аналізу та управління митними ризиками на основі Fuzzy - технології: до вивчення дисципліни / О. М.-М. Семенко. – К.: LAT & K, 2008. – 238 с.
- [Bishop, 1996] Christopher M. Bishop. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, USA; 1 edition, 1996, p. 504.
- [Swingler, 1996] [Kevin Swingler](#). Applying Neural Networks: A Practical Guide. Morgan Kaufmann; Pap/Disk edition, 1996, p. 303.
- [Haykin, 1998] Simon Haykin. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall; 2 edition, 1998, p. 842.
- [Каллан, 2001] Роберт Каллан. Основные концепции нейронных сетей: Пер. с англ. / Роберт Каллан. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2001. – 287 с.
- [Осовский, 2002] С. Осовский. Нейронные сети для обработки информации: Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

---

### Сведения об авторах



**Борис Мороз** – доктор технических наук, профессор, советник таможенной службы I ранга, декан факультета информационных и транспортных систем и технологий Академии таможенной службы Украины, улица Дзержинского, 2/4, Днепропетровск, 49000, Украина; e-mail: [realtime07@mail.ru](mailto:realtime07@mail.ru)

Основные области научных исследований: теория информации, изучение аспектов ценности и старения информации, теория нечетких множеств



**Сергей Коноваленко** – аспирант, инспектор таможенной службы III ранга, начальник лаборатории информационных систем и процессов в таможенном деле Академии таможенной службы Украины, улица Дзержинского, 2/4, Днепропетровск, 49000, Украина; e-mail: [customslab@rambler.ru](mailto:customslab@rambler.ru)

Основные области научных исследований: методы искусственного интеллекта, нейронные сети, вычислительные алгоритмы природной мотивации