НАУЧНОЕ ИЗДАНИЕ МГТУ ИМ. Н. Э. БАУМАНА
НАУКА и ОБРАЗОВАНИЕ
Эл № ФС77 - 48211. Государственная регистрация №0421200025. ISSN 1994-0408
электронный научно-технический журнал

Лазерный флуоресцентный метод мониторинга утечек из нефтепроводов, использующий нейросетевой алгоритм

 # 01, январь 2014
DOI: 10.7463/0114.0676410

Белов М. Л., Штейнгарт А. Д., Матросова О. А., Городничев В. А.

УДК 535.338.41

Россия, МГТУ им. Н.Э. Баумана
belov@bmstu.ru
ekomonit@bmstu.ru
gorod@bmstu.ru

Введение

На сегодняшний день актуальной является проблема нефтяных загрязнений водной и земной поверхностей в процессе добычи и транспортировки нефти (см., например [1-5]).

Больше всего нефти на земной поверхности разливается при ее перекачке по трубопроводам. Существующие в настоящее время системы контроля утечек на нефтепроводах (акустические, параметрические системы; системы виброакустического мониторинга; системы, использующие измерение проводимости изоляционного покрытия трубопровода и др.) обеспечивают регистрацию крупных утечек и имеют предел чувствительности, который составляет около 1 % производительности трубопровода. Утечки с интенсивностью менее 1 % такие системы не регистрируют (см., например, [6]).

Задача дистанционного оперативного обнаружения утечек нефтепроводов с низкой интенсивностью на сегодняшний день в практическом плане не решена, хотя и является актуальной.

Постановка задачи

Одним из вариантов дистанционной оперативной системы обнаружения утечек с низкой интенсивностью является лазерная флуоресцентная система обнаружения нефтяных загрязнений (вызванных утечками из нефтепроводов) с летательного аппарата. Поскольку спектры флуоресценции нефтей и нефтепродуктов отличаются от спектров флуоресценции элементов земного ландшафта [7], это дает потенциальную возможность обнаруживать нефтяные

загрязнения путем регистрации и анализа формы спектра флуоресценции исследуемого участка поверхности.

Принцип действия лазерного флуориметра для обнаружения нефтяных загрязнений основан на облучении исследуемого участка земной поверхности лазером в ультрафиолетовом диапазоне и регистрации спектра флуоресцентного излучения (или флуоресцентного излучения в нескольких спектральных диапазонах).

Задача дистанционного обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности с помощью лазерного флуориметра при облучении земной поверхности на длине волны 266 нм и регистрации флуоресцентного излучения в нескольких спектральных диапазонах исследовалась в [8].

На лабораторной установке [7,8] были измерены спектры флуоресценции чистых нефтепродуктов (нефть Альметьевская, дизельное топливо, керосин, бензин А-80, бензин А-92, бензин А-95, бензин А-95 Shell, бензин А-98, масло машинное отработанное, масло машинное Castrol 10w40); различных типов земных поверхностей - воды (водопроводной, снеговой, со взвесью чернозема, глины, песка), растительности (листья деревьев, мох, салат, трава), почвы (чернозём, глина, торф, песок, песчаная почва, известняк, почва из соснового бора, почва из березовой рощи, почва из дубравы и др.), асфальта и нефтепродуктов, разлитых на различных земных поверхностях. В ходе проведенных лабораторных исследований были получены 870 спектров флуоресценции различных вариантов чистых и загрязненных земных поверхностей, которые в дальнейшем использовались в качестве исходных данных для разработки метода обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности.

Для примера на рисунке 1 [7] показаны экспериментальные (нормированные на сигнал упругого рассеяния на длине волны 266 нм) спектры флуоресценции различных типов поверхностей. Здесь : 1 - бензин А80 на песке, 2 – масло машинное отработанное на глине, 3 – нефть Альметьевская на торфе, 4 – вода с взвесью чернозема, 5 – мох, 6 – асфальт.

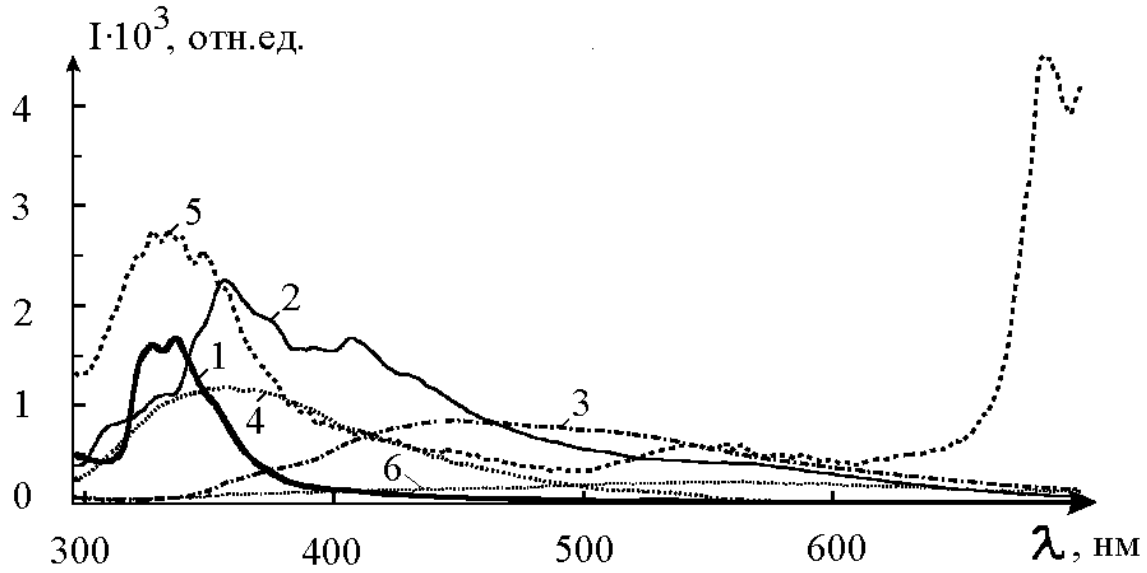


Рис.1. Спектры флуоресценции различных типов поверхностей

В работе [8] разработан эвристический метод обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности, основанный на регистрации флуоресцентного излучения в трех узких спектральных диапазонах (309,5-317,5 нм, 330,5-338,5 нм, 396,0-404,0 нм).

Для анализа формы спектров флуоресценции использовались два классифицирующих признака $\frac{I(\lambda_2)}{I(\lambda_1)}$, $\frac{I(\lambda_3)}{I(\lambda_1)}$, где $I(\lambda_1)$, $I(\lambda_2)$, $I(\lambda_3)$ интенсивности флуоресцентного излучения, регистрируемые соответственно в спектральных диапазонах 309,5-317,5 нм, 330,5-338,5 нм, 396,0-404,0 нм, соответственно.

Результаты математического моделирования позволили выбрать оптимальные (с точки зрения приемлемых значений вероятности правильного обнаружения и ложных тревог) значения порогов, позволяющих решить задачу обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности.

Исследуемые вещества и границы классов («нефтяное загрязнение» и «земная поверхность») в двумерном пространстве выбранных классифицирующих признаков представлены на рисунке 2 [8].

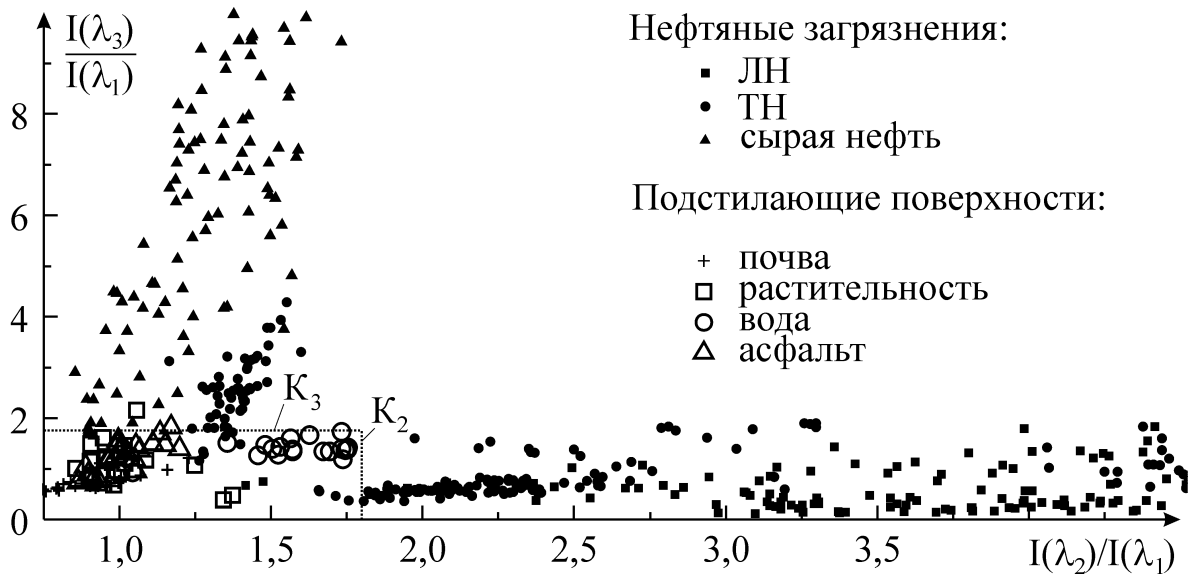


Рис. 2. Исследуемые вещества и границы классов в двумерном пространстве классифицирующих признаков

Разработанный в [8] алгоритм позволяет обнаруживать нефтяные загрязнения с вероятностью правильного обнаружения 97,59 % при вероятности ложных тревог 0,71 %. Однако, разработанный в [8] алгоритм является эвристическим и строго не обоснован, что позволяет надеяться на разработку алгоритма обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности, обладающего лучшими характеристиками.

Ниже проводится исследование возможностей дистанционного метода обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности, основанного на регистрации лазерно-индуцированного флуоресцентного излучения в трех спектральных диапазонах и использовании для обработки данных измерений нейронной сети (многослойного перцептрона).

Определение архитектуры нейронной сети

Иску́сственные нейро́нные се́ти (построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма) представляют собой систему соединённых и взаимодействующих между собой процессоров - искусственных нейронов (см., например,[9-12]).

Иску́сственный нейро́н — узел искусственной нейронной сети, являющийся упрощённой моделью естественного нейрона. Математически, искусственный нейрон обычно представляют как некоторую нелинейную функцию от единственного аргумента — линейной комбинации всех входных сигналов. Данную функцию называют функцией активации или функцией срабатывания, передаточной функцией. Полученный результат посылается на единственный выход. Каждый нейрон имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые

он периодически посылает другим процессорам. Будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие локально простые процессоры вместе способны выполнять сложные задачи.

Иску́сственные нейронные сети имеют способность обучаться. Возможность обучения — одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами.

Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными и выходными данными, а также выполнять обобщение. Это значит, что в случае успешного обучения сеть сможет вернуть верный результат на основании данных, которые отсутствовали в обучающей выборке, а также неполных и/или «зашумленных», частично искаженных данных.

Для задачи обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности был построен нейросетевой алгоритм на основе многослойного перцептрона. Нейронная сеть была реализована в среде Excel на языке VBA (Visual Basic for Applications). Эта среда была выбрана в силу удобства составления таблиц и наглядности.

Основными этапами построения сети являются:

1) выбор типа (архитектуры) сети;

2) обучение сети.

В ходе определения архитектуры сети математическое моделирование показало, что наиболее простым и одновременно эффективным для задачи обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности является использование персептрона с одним скрытым слоем.

Архитектура нейронной сети с одним скрытым слоем показана на рисунке 3.

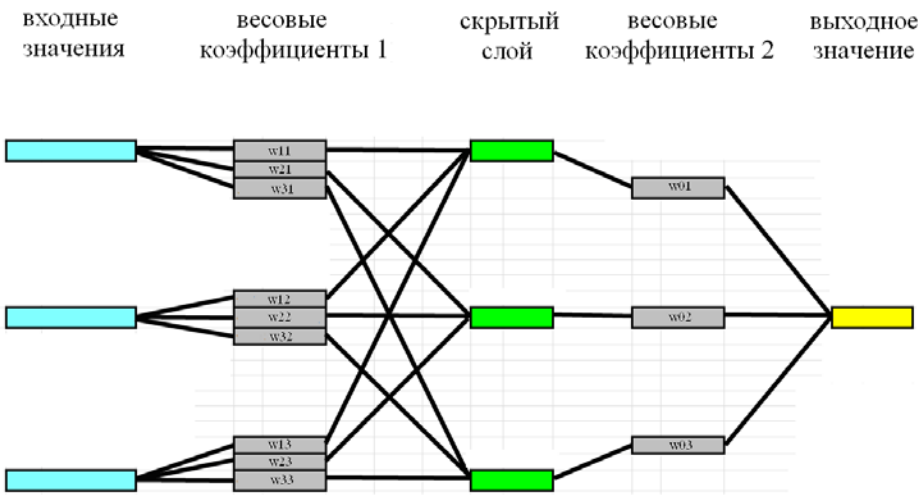


Рис.3. Вид реализованной нейронной сети

Межнейронные синаптические связи сети устроены таким образом, что каждый нейрон на данном уровне иерархии принимает и обрабатывает сигналы от каждого нейрона более низкого уровня. Таким образом, в данной сети имеется выделенное направление распространения нейроимпульсов - от входного слоя через один скрытый слой к выходному слою нейронов.

На рисунке голубым цветом обозначены входные нейроны, зелёным скрытые нейроны, жёлтым — выходной нейрон. В нейронной сети входные, скрытые и выходные нейроны связаны между собой.

Входные нейроны, выполняют в нейронной сети функцию входа, т. е. воспринимают сигналы только от внешней для данной системы среды.

С точки зрения практической реализации измерительной аппаратуры наиболее простым вариантом является использование регистрации флуоресцентного излучения в нескольких узких спектральных диапазонах. Вопрос о выборе из широкого спектра флуоресценции лишь некоторого числа регистрируемых узких спектральных диапазонов решался, используя экспериментально измеренные спектры флуоресценции и математическое моделирование. При построении нейронной сети в качестве входных данных были использованы интенсивности флуоресценции в трех узких спектральных диапазонах (309,5-317,5 нм, 330,5-338,5 нм, 396,0-404,0 нм с центральными длинами волн $\lambda_1 = 313{,}5$ нм, $\lambda_2 = 334{,}5$ нм и $\lambda_3 = 400{,}0$ нм) [8]. Поэтому в построенной нейронной сети входной слой имеет три входных нейрона.

Скрытые (промежуточные) нейроны, выполняют внутренние функции. Весовые

коэффициенты w11, w21, w31: w12, w22,w32; w13, w23, w33; w01, w02, w03 – весовые коэффициенты, которые находятся в процессе обучения нейронной сети. Выходной нейрон выдает результат работы нейронной сети. Выходной нейрон может принимать значения в диапазоне от 0 до 1. Если выходной нейрон принимает значение больше 0.5, то считается, что на вход нейронной сети был подан спектр флуоресценции поверхности с нефтяными загрязнениями, меньше 0.5 – земная поверхность (без нефтяных загрязнений).

Таким образом, на выходе персептрона формируется результат анализа типа зондируемой земной поверхности - поверхность с нефтяными загрязнениями или чистая земная поверхность без нефтяных загрязнений.

В качестве обучающей выборки для персептрона были взяты 863 спектра флуоресценции, из которых 282 принадлежали к чистой земной поверхности (без загрязнений нефтью и нефтепродуктами), а 581 – к земной поверхности, загрязненной нефтью или нефтепродуктами.

Функция активации нейронов была выбрана сигмоидального типа. Сигмóида— это гладкая монотонная возрастающая нелинейная S-образная функция, которая часто применяется для сглаживания» значений некоторой величины. Используемая в работе экспоненциальная сигмоида имеет следующий вид (см. рис.4):

$$\sigma(x)=\frac{1}{(1+\exp(-tx))},$$

Здесь t— это параметр функции, определяющий крутизну сигмоиды.

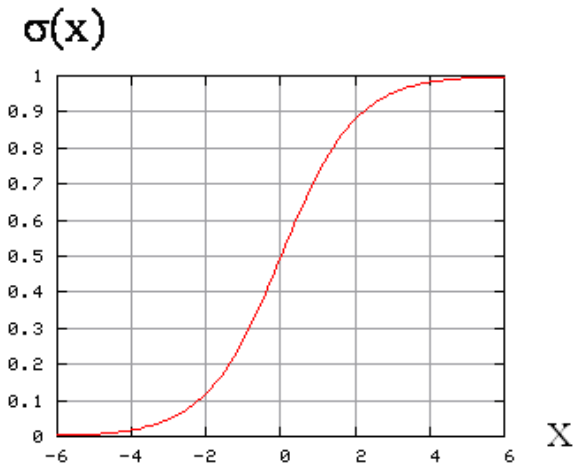


Рис.4. Вид экспоненциальной сигмоиды для t=1

Когда t стремится к бесконечности, функция $\sigma(x)$ вырождается в пороговую функцию. При t = 0 сигмоида вырождается в постоянную функцию со значением 0,5. Область значений данной функции находится в интервале (0,1).

Одна из причин, по которой сигмоида используется в нейронных сетях, - это простое выражение её производной через саму функцию (которое и позволило существенно сократить вычислительную сложность используемого при обучении нейронной сети метода обратного распространения ошибки [9,11], сделав его применимым на практике). Выражение для производной экспоненциальной сигмоиды имеет вид:

$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = t\sigma(x)[1-\sigma(x)]$$

Особенностью нейронов с такой передаточной характеристикой является то, что они усиливают сильные сигналы существенно меньше, чем слабые, поскольку области сильных сигналов соответствуют пологим участкам характеристики. Это позволяет предотвратить насыщение от больших сигналов.

Обучение нейронной сети

На втором этапе построения сети проводится ее обучение (подбор весовых коэффициентов). При построении нейронной сети использовались алгоритмы обратного распространения ошибки (см., например, [9,11]). Метод обратного распространения ошибки (англ. backpropagation)— метод обучения многослойного перцептрона. Это итеративный градиентный алгоритм, который используется с целью минимизации ошибки работы многослойного перцептрона и получения желаемого выхода.

Основная идея этого метода состоит в распространении сигналов ошибки от выходов сети к её входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы.

Алгоритм обратного распространения ошибки состоит из следующих этапов:

1. Инициализация весов маленькими случайными значениями.

2. Выбор очередной обучающей пары из обучающего множества; подача входного вектора (вектора входных значений) на вход сети.

3. Вычисление выхода сети (выходного значения).

4. Вычисление разности между вектором входных значений сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары).

5. Корректировка веса сети для минимизации ошибки.

6. Повторение шагов с 2 по 5 для каждого вектора обучающего множества до тех пор, пока ошибка на всем множестве не достигнет приемлемого уровня.

При использовании алгоритма обратного распространения ошибки были проведены серии экспериментов с разным количеством циклов обучения (от 50 до 1000 и было выбрано количество циклов 1000) и скоростью обучения (от 0.001 до 0.3 и была выбрана скорость обучения 0.01). При увеличении скорости обучения алгоритм работает быстрее, но это может привести к неустойчивости.

В статье приведены результаты для 1000 циклов обучения и скорости обучения 0,01.

Результаты математического моделирования

Результаты работы реализованной нейронной сети показывают, что после основного обучения нейронной сети ее коэффициенты можно подкорректировать под конкретный критерий работы сети. В работе исследовались три варианта:

Вариант 1. Минимальная суммарная вероятность ошибки работы сети - суммы вероятности ложных тревог и вероятности пропуска нефтяного загрязнения.

Вариант 2. Минимальная ложная тревога (обнаружение нефтяных загрязнений на земной поверхности, когда их в действительности нет).

Вариант3. Максимальное правильное обнаружение (обнаружение нефтяных загрязнений на земной поверхности, когда они действительно есть).

Полученные результаты показывают, что для задачи обнаружения нефтепродуктов на земной поверхности разработанная нейронная сеть реализует следующие вероятности правильного обнаружения $P_{ïð.î.}$ и вероятности ложных тревог $P_{ë.ò.}$:

Вариант 1. Минимальная суммарная вероятность ошибки - суммы вероятности ложных тревог и вероятности пропуска $P_ï$ ($P_ï$ =1- $P_{ïð.î.}$). Вероятность правильного обнаружения – 98,62 % . Вероятность ложных тревог - 0.71 %.

Весовые коэффициенты 1 и весовые коэффициенты 2 для этой нейронной сети приведены в Таблице 1.

Таблица 1

Весовые коэффициенты для варианта 1 нейронной сети.

Весовые коэффициенты 1		Весовые коэффициенты 2	
w11	2,182156177	w01	-5,71670476
w21	2,960524803		
w31	-3,18188276		
w12	-3,34526538	w02	-5,2779704
w22	1,554711377		
w32	3,187482222		
w13	3,102250136	w03	7,649328674
w23	-3,17742785		
w33	2,445466554		

Вариант 2. Минимальная ложная тревога: Вероятность правильного обнаружения – 98,11 %.

Вероятность ложных тревог - 0.35 %.

Весовые коэффициенты 1 и весовые коэффициенты 2 для этой нейронной сети приведены в Таблице 2.

Таблица 2

Весовые коэффициенты для варианта 2 нейронной сети.

Весовые коэффициенты 1		Весовые коэффициенты 2	
w11	2,184143667	w01	-5,74653811
w21	2,994357631		
w31	-3,18637855		
w12	-3,34345683	w02	-5,28766951
w22	1,582466563		
w32	3,183390935		
w13	3,105452094	w03	7,619719692
w23	-3,12353886		
w33	2,438223534		

Пример работы нейронной сети для этого случая показан на рисунке 5.

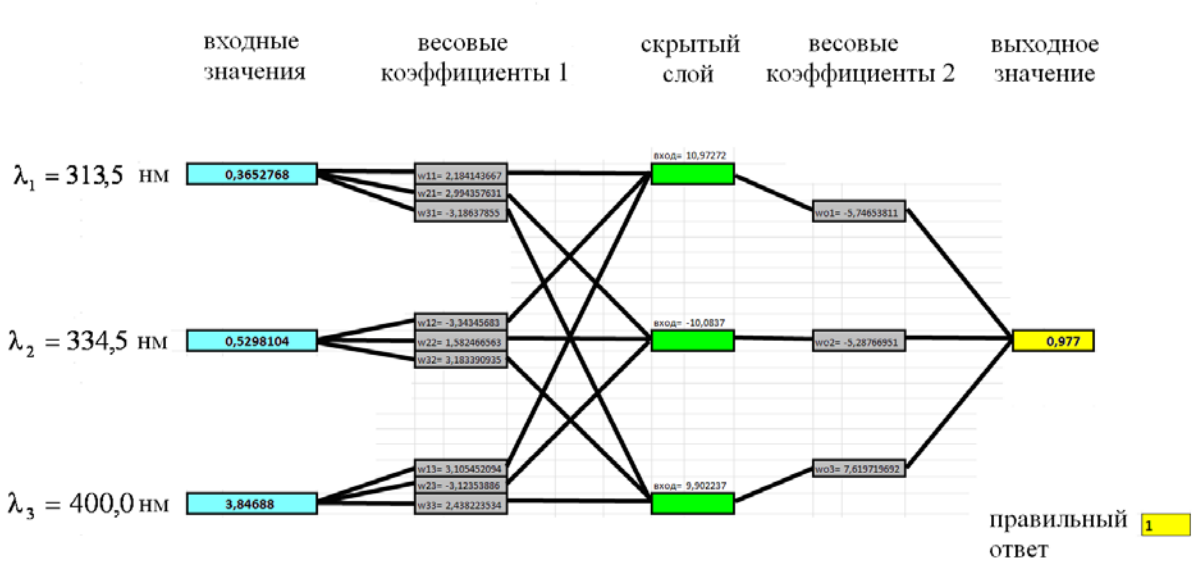


Рис.5. Пример работы реализованной нейронной сети

Вариант3. Максимальное правильное обнаружение. Вероятность правильного обнаружения – 98,8 % . Вероятность ложных тревог - 1.41 %.
Весовые коэффициенты 1 и весовые коэффициенты 2 для этой нейронной сети приведены в Таблице 3.

Таблица 3

Весовые коэффициенты для варианта 3 нейронной сети.

Весовые коэффициенты 1		Весовые коэффициенты 2	
w11	2,173552942	w01	-5,69493427
w21	2,946182325		
w31	-3,17419683		
w12	-3,35544655	w02	-5,26784262
w22	1,537737899		
w32	3,196577557		
w13	3,105452094	w03	7,672630327
w23	-3,12353886		
w33	2,438223534		

Из приведенных результатов наиболее приемлемым представляется вариант 2. Он обеспечивает в два раза меньшую вероятность ложных тревог и заметно большую вероятность правильного обнаружения, чем эвристический метод, описанный в [8].

Отметим, что подбор весовых коэффициентов позволяет обеспечить и гораздо лучшие результаты, чем приведенные выше, но только по какой-либо одной из вероятностей – гораздо меньшую величину вероятности ложных тревог или гораздо большую величину вероятности правильного обнаружения. При этом вторая из вероятностей будет ухудшаться. Описанные выше варианты обеспечивают наиболее приемлемые значения обеих вероятностей.

Заключение

Результаты математического моделирования на основе экспериментальных данных показывают, что использование нейронной сети для обработки данных измерений позволяет существенно повысить надежность (уменьшить в два раза вероятность ложных тревог и заметно увеличить вероятность правильного обнаружения) лазерного флуоресцентного метода обнаружение утечек из нефтепроводов.

Список литературы

1. Межерис Р. Лазерное дистанционное зондирование. М.: Мир,1987. 550 с.

2. Патин С.А. Нефть и экология континентального шельфа. М.: ВНИРО, 2001. 247 с.

3. Другов Ю.С., Родин А.А. Экологические анализы при разливах нефти и нефтепродуктов. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2007. 270 с.

4. Васильева Н. Утечки нефти в России наносят непоправимый ущерб // inoСМИ.Ru: сайт. Режим доступа: http://www.inosmi.ru/russia/20111218/180661918.html (дата обращения 20.11.2013). [Vasil'eva N. Russia oil spills wreak devastation. The Associated Press Enterprise, USA, 18 December 2011.]

5. Федотов Ю.В., Белов М.Л., Матросова О.А., Городничев В.А., Козинцев В.И. Метод обнаружения нефтяных загрязнений на водной поверхности, основанный на регистрации флуоресцентного излучения в двух узких спектральных диапазонах // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2010. № 2. С. 39-47.

6. Супрунчик В.В. Безопасность трубопроводного транспорта углеводородов // Минеральные Ресурсы России. Экономика и Управление. 2007. № 6. Режим доступа: http://www.geoim.ru/content/view/535/278 (дата обращения 20.11.2013).

7. Федотов Ю.В, Матросова О.А., Белов М.Л., Городничев В.А., Козинцев В.И. Экспериментальные исследования спектров флуоресценции природных образования и нефтяных загрязнений // Наука и образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2011. № 11. Режим доступа: http://technomag.edu.ru/doc/256187.html (дата обращения 20.11.2013).

8. Федотов Ю.В, Матросова О.А., Белов М.Л., Городничев В.А. Метод обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности, основанный на регистрации флуоресцентного излучения в трех узких спектральных диапазонах // Оптика атмосферы и океана. 2013. Т. 26, № 3. С. 208-212.

9. Комарцова Л. Г., Максимов А. В. Нейрокомпьютеры. М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. 400 с.

10. Катаев М. Ю., Бойченко И. В. Программное и теоретическое обеспечение задач лидарного зондирования атмосферы. Томск: STT, 2007. 246 с.

11. Neuro school: сайт. Режим доступа: http://neuroschool.narod.ru/ (дата обращения 20.11.2013).

12. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996. 276 с.

SCIENTIFIC PERIODICAL OF THE BAUMAN MSTU
SCIENCE and EDUCATION
EL № FS77 - 48211. №0421200025. ISSN 1994-0408
electronic scientific and technical journal

Laser fluorescent method for monitoring leaks from petrol pipes based on the neural network algorithm

 # 01, Januare 2014
DOI: 10.7463/0114.0676410

Belov M.L., Shteingart A.D., Matrosova O.A., Gorodnichev V.A.

Bauman Moscow State Technical University, 105005, Moscow, Russian Federation
belov@bmstu.ru
ekomonit@bmstu.ru
gorod@bmstu.ru

Current systems for monitoring leaks from petrol pipes can detect large leaks only, and their sensitivity limit is about 1% of the whole petrol pipe's capacity. In this paper, a problem of remote detection of small leaks (less than 1%) from petrol pipes was considered. One of possible variations of such a system is a monitoring system of oil pollution at the earth surface along the petrol pipe. In this paper experimentally obtained data such as fluorescence spectra of oil products (crude oil, light-end oil products, heavy oil products), various earth surfaces (soil, vegetation, water, asphalt) and oil products spilled over various earth's surface were used for the excitation wavelength of 266 nm. It was shown that use of the laser method based on detection of fluorescence radiation within three narrow spectral bands and a neural network algorithm of measured data processing allowed one to detect oil pollution on the earth surface with a probability of correct classification close to 1 and low probability of false alarm.

Publications with keywords: laser, detection, fluorescence spectra, oil pollution, earth's surface, neural network algorithm
Publications with words: laser, detection, fluorescence spectra, oil pollution, earth's surface, neural network algorithm

References

1. Measures R.M. *Laser remote sensing . Fundamentals and applications*. J. Wiley & Sons, New York, 1984. 510 p. (Russ. ed.: Measures R.M.. *Lazernoe distantsionnoe zondirovanie*. Moscow, Mir, 1987. 550 p.).

2. Patin S.A. *Neft' i ekologiya kontinental'nogo shel'fa* [Oil and ecology of the continental shelf]. Moscow, Publ. of VNIRO, 2001. 247 p.

3. Drugov Yu.S., Rodin A.A. *Ekologicheskie analizy pri razlivakh nefti i nefteproduktov* [Environmental analysis of oil spills and oil]. Moscow, BINOM. Laboratoriya znaniy, 2007. 270 p.

4. Vasil'eva N. *Russia oil spills wreak devastation*. The Associated Press Enterprise, USA, 18 December 2011. (Russ. ed.: Vasil'eva N. *Utechki nefti v Rossii nanosyat nepopravimyy ushcherb*. inoСМИ.Ru: website. Available at: http://www.inosmi.ru/russia/20111218/180661918.html , accessed 20.11.2013.

5. Fedotov Yu.V., Belov M.L., Matrosova O.A., Gorodnichev V.A., Kozintsev V.I. Metod obnaruzheniya neftyanykh zagryazneniy na vodnoy poverkhnosti, osnovannyy na registratsii fluorestsentnogo izlucheniya v dvukh uzkikh spektral'nykh diapazonakh [Method of Detection of Oil Pollution on Water Surface Based on Recording of Fluorescent Radiation in Two Narrow Spectral Ranges]. *Vestnik MGTU. Ser. Priborostroenie* [Herald of the Bauman MSTU. Ser. Instrument Engineering], 2010, no. 2, pp. 39-47.

6. Suprunchik V.V. Bezopasnost' truboprovodnogo transporta uglevodorodov [Safety of pipeline transportation of hydrocarbons]. *Mineral'nye Resursy Rossii. Ekonomika i Upravlenie*, 2007, no. 6. Available at: http://www.geoim.ru/content/view/535/278 , accessed 20.11.2013.

7. Fedotov Yu.V, Matrosova O.A., Belov M.L., Gorodnichev V.A., Kozintsev V.I. Eksperimental'nye issledovaniya spektrov fluorestsentsii prirodnykh obrazovaniya i neftyanykh zagryazneniy [Experimental research of fluorescent spectrums of natural formations and oil pollution]. *Nauka i obrazovanie MGTU im. N.E. Baumana* [Science and Education of the Bauman MSTU], 2011, no. 11. Available at: http://technomag.edu.ru/doc/256187.html , accessed 20.11.2013.

8. Fedotov Yu.V, Matrosova O.A., Belov M.L., Gorodnichev V.A. Metod obnaruzheniya neftyanykh zagryazneniy na zemnoy poverkhnosti, osnovannyy na registratsii fluorestsentnogo izlucheniya v trekh uzkikh spektral'nykh diapazonakh [Method of detection of oil pollution on the earth's surface based on fluorescence radiation recording within three narrow spectral bands]. *Optika atmosfery i okeana* [Atmospheric and oceanic optics], 2013, vol. 26, no. 3, pp. 208-212.

9. Komartsova L. G., Maksimov A. V. *Neyrokomp'yutery* [Neurocomputers].Moscow, Bauman MSTU Publ., 2004. 400 p.

10. Kataev M. Yu., Boychenko I. V. *Programmnoe i teoreticheskoe obespechenie zadach lidarnogo zondirovaniya atmosfery* [Software and theoretical ensuring problems of lidar sensing of the atmosphere]. Tomsk, Publ. of STT, 2007. 246 p.

11. Neuro school: website. Available at: http://neuroschool.narod.ru/ , accessed 20.11.2013.

12. Gorban' A.N., Rossiev D.A. *Neyronnye seti na personal'nom komp'yutere* [Neural network on a personal computer]. Novosibirsk, Nauka, 1996. 276 p.