

УДК 535.338.41

Лазерный флуоресцентный метод классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности, использующий нейросетевой алгоритм

Штейнгарт А. Д.¹, Белов М. Л.^{1,*}, Федотов
Ю. В.¹, Городничев В. А.¹, Готальский Д.
Л.¹, Чернавская О. А.¹

[*belov@bmstu.ru](mailto:belov@bmstu.ru)

¹МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Одним из вариантов дистанционной системы мониторинга нефтяных загрязнений на земной поверхности является лазерная флуоресцентная система контроля нефтяных загрязнений с летательного аппарата. В статье используются экспериментально полученные для длины волны возбуждения 266 нм спектры флуоресценции чистых нефтепродуктов (сырой нефти, легких нефтепродуктов, тяжелых нефтепродуктов), различных земных поверхностей (почва, растительность, вода, асфальт) и нефтепродуктов, разлитых на различных земных поверхностях. Показано, что использование лазерного метода, основанного на регистрации излучения в пяти узких спектральных диапазонах и нейросетевого алгоритма обработки данных измерений, позволяет проводить классификацию нефтяных загрязнений на земной поверхности с вероятностью правильной классификации близкой к единице.

Ключевые слова: лазер, спектры флуоресценции, нефтяные загрязнения, земная поверхность, классификация, нейросетевой алгоритм

Введение

Наиболее перспективными дистанционными методами контроля нефтяных загрязнений являются лазерные методы. Для дистанционного контроля нефтяных загрязнений на водной поверхности к настоящему времени разработаны различные лазерные (в основном флуоресцентные и спектрофотометрические) методы и приборы (см., например, [1-5]).

Решение задачи мониторинга нефтяных загрязнений на земной является гораздо более сложным (из-за трудности обнаружения и классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности на фоне природных образований) и она на сегодняшний день не решена. Для обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности в настоящее

время используют обычно лабораторные методы, основанные на химическом анализе или флуоресцентной диагностике специально подготовленных проб загрязненных почв. Только в последнее время появились работы, посвященные разработке физических основ дистанционного контроля нефтяных загрязнений на земной поверхности (см., например, [6-8]).

В настоящей работе рассматривается лазерный флуоресцентный метод классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности. Метод позволяет проводить классификацию по четырем группам: земная поверхность (незагрязненная нефтепродуктами); разлив на земной поверхности легких очищенных нефтепродуктов; разлив тяжелых нефтепродуктов; разлив сырой нефти.

Постановка задачи

Одним из вариантов дистанционной оперативной системы мониторинга нефтяных загрязнений на земной поверхности является лазерная флуоресцентная система обнаружения нефтяных загрязнений с летательного аппарата. Принцип действия лазерного флуориметра для обнаружения и классификации 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).

Физической основой решения задачи классификации нефтяных загрязнений является различие формы спектров флуоресценции для легких, тяжелых нефтепродуктов и сырой нефти (см. рисунок 1 [7]).

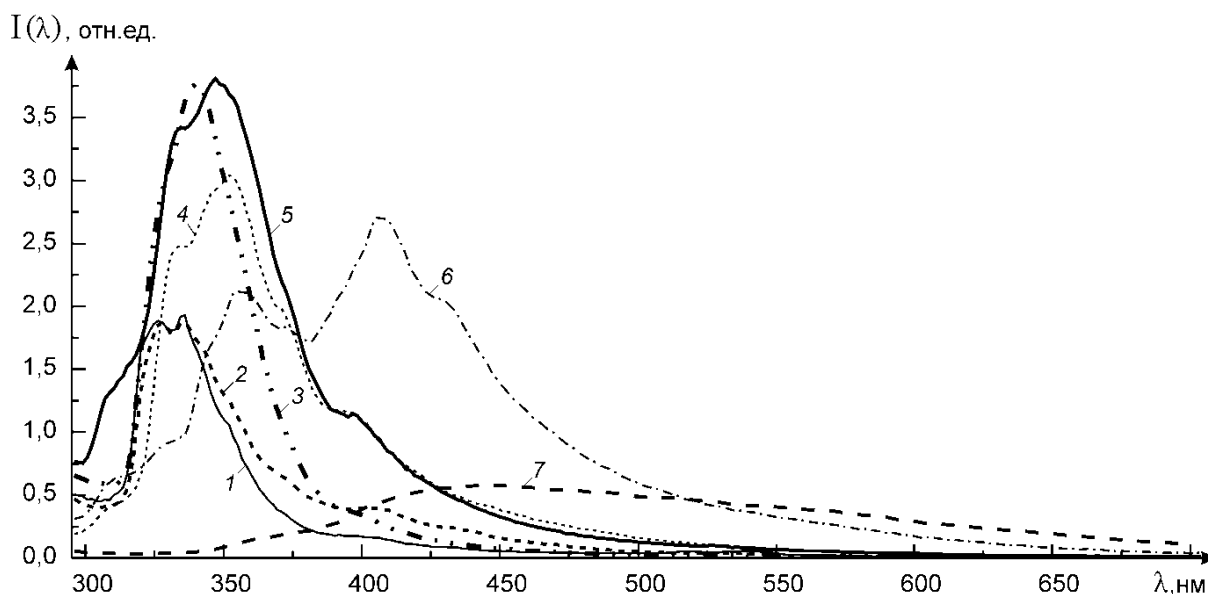


Рис.1 Спектры флуоресценции нефтепродуктов

На рисунке 1 для примера показаны измеренные спектры флуоресценции нефтепродуктов (для длины волны возбуждения 266 нм). Здесь: 1 - бензин А80, 2 - бензин А92, 3 – керосин, 4 - дизельное топливо, 5 - масло машинное Castrol 10w40; 6 - масло машинное отработанное; 7 - нефть Альметьевская.

Рисунок 1 хорошо показывает (это уже отмечалось ранее, например, в [1]), что нефтепродукты могут быть разделены по спектрам флуоресценции на три группы, а именно: легкие нефтепродукты (к данной группе относятся спектры 1, 2, 3), тяжелые нефтепродукты (спектры 4, 5, 6) и сырая нефть (спектр 7).

Задача классификации 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].

Для анализа формы спектров флуоресценции использовались четыре классифицирующих признака

$$\frac{I(\lambda_2)}{I(\lambda_1)}, \frac{I(\lambda_3)}{I(\lambda_1)}, \frac{I(\lambda_4)}{I(\lambda_2)} \text{ и } \frac{I(\lambda_5)}{I(\lambda_2)},$$

где $I(\lambda_1)$, $I(\lambda_2)$, $I(\lambda_3)$, $I(\lambda_4)$, $I(\lambda_5)$ - интенсивности флуоресцентного излучения, регистрируемые соответственно в спектральных диапазонах 309,5-317,5 нм, 330,5-338,5 нм, 396,0-404,0 нм, 335-343 нм и 354,5-362,5нм, соответственно, с центральными длинами волн $\lambda_1=313,5$ нм, $\lambda_2=334,5$ нм и $\lambda_3=400,0$ нм, $\lambda_4=339$ нм, $\lambda_5=358,5$ нм.

Результаты математического моделирования позволили выбрать оптимальные (с точки зрения приемлемых значений вероятности правильной классификации) значения порогов, позволяющих решить задачу классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности.

Для оценки эффективности работы алгоритма классификации находилась (по массиву экспериментально измеренных авторами спектров флуоресценции – всего 863 спектров флуоресценции различных образцов нефтепродуктов, чистых и загрязненных нефтепродуктами земных поверхностей) вероятность классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности. Результаты математического моделирования приведены в Таблице 1.

Таблица 1. Вероятности правильной классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности

Исследуемые вещества	Вероятности правильной классификации для нефтяных загрязнений, %
Легкие нефтепродукты (керосин, бензины)	98,31
Тяжелые нефтепродукты (дизельное топливо, масло)	95,56
Сырая нефть	99,25
Земные поверхности	98,94

Разработанный в [8] алгоритм позволяет обеспечить вероятности правильной классификации нефтепродуктов на земной поверхности больше 95,56 %. Однако, разработанный в работе [8] алгоритм является эвристическим и строго не обоснован, что позволяет надеяться на разработку алгоритма классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности, обладающего лучшими характеристиками.

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

Определение архитектуры нейронной сети

Искусственные нейронные сети (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]).

Искусственные 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 классификации 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).

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 задач обнаружения и классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности является использование перцептронов с одним скрытым слоем.

Архитектура простой нейронной сети с одним скрытым слоем показана на рисунке 2.

На рисунке голубым цветом обозначены входные нейроны, зелёным скрытые нейроны, жёлтым — выходной нейрон, стрелками показаны входные и выходные данные. 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.

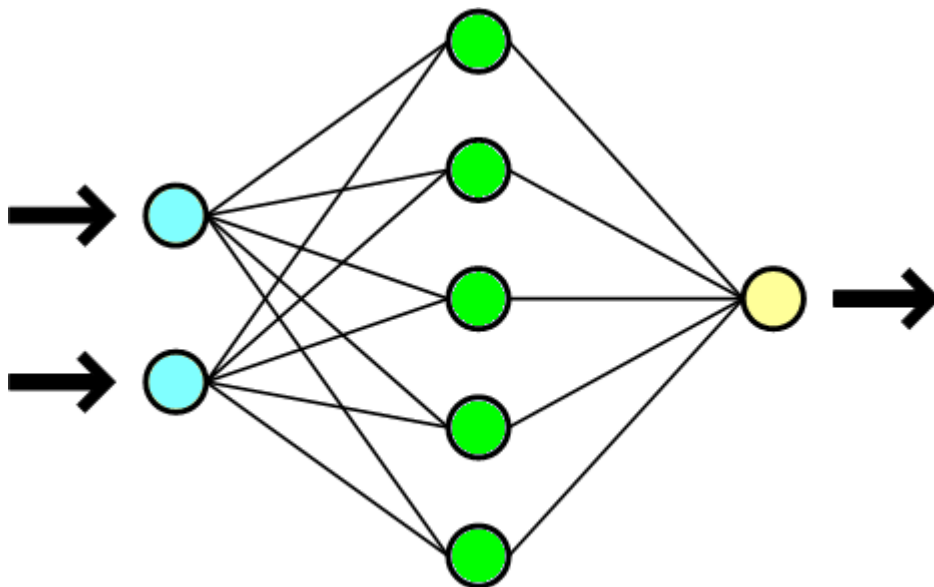


Рис 2. Схема простой нейронной сети

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 четырех узких спектральных диапазонах (309,5-317,5 нм, 330,5-338,5 нм, 396,0-404,0 нм и 354,5-362,5 нм, соответственно, с центральными длинами волн $\lambda_1 = 313,5$ нм, $\lambda_2 = 334,5$ нм и $\lambda_3 = 400,0$ нм, $\lambda_5 = 358,5$ нм) и интенсивность отраженного лазерного излучения в узком спектральном диапазоне около длины волны возбуждения флуоресценции $\lambda_4 = 266,0$ нм. Поэтому в построенной нейронной сети входной слой имеет пять входных нейронов.

Для классификации нефтяных загрязнений на сырую нефть, тяжелые и легкие нефтепродукты наиболее эффективным была использована структура из трех нейронных сетей – см. рисунок 3.

Нейронные сети, показанные на рисунке 3, выполняют следующие функции:

- 1 нейронная сеть: классификация «нефтепродукты или нефть» – «не нефтепродукты и не нефть»;

- 2 нейронная сеть: классификация «сырая нефть – нефтепродукты (легкие или тяжелые)»;
- 3 нейронная сеть: классификация «тяжелые нефтепродукты» – «легкие нефтепродукты».

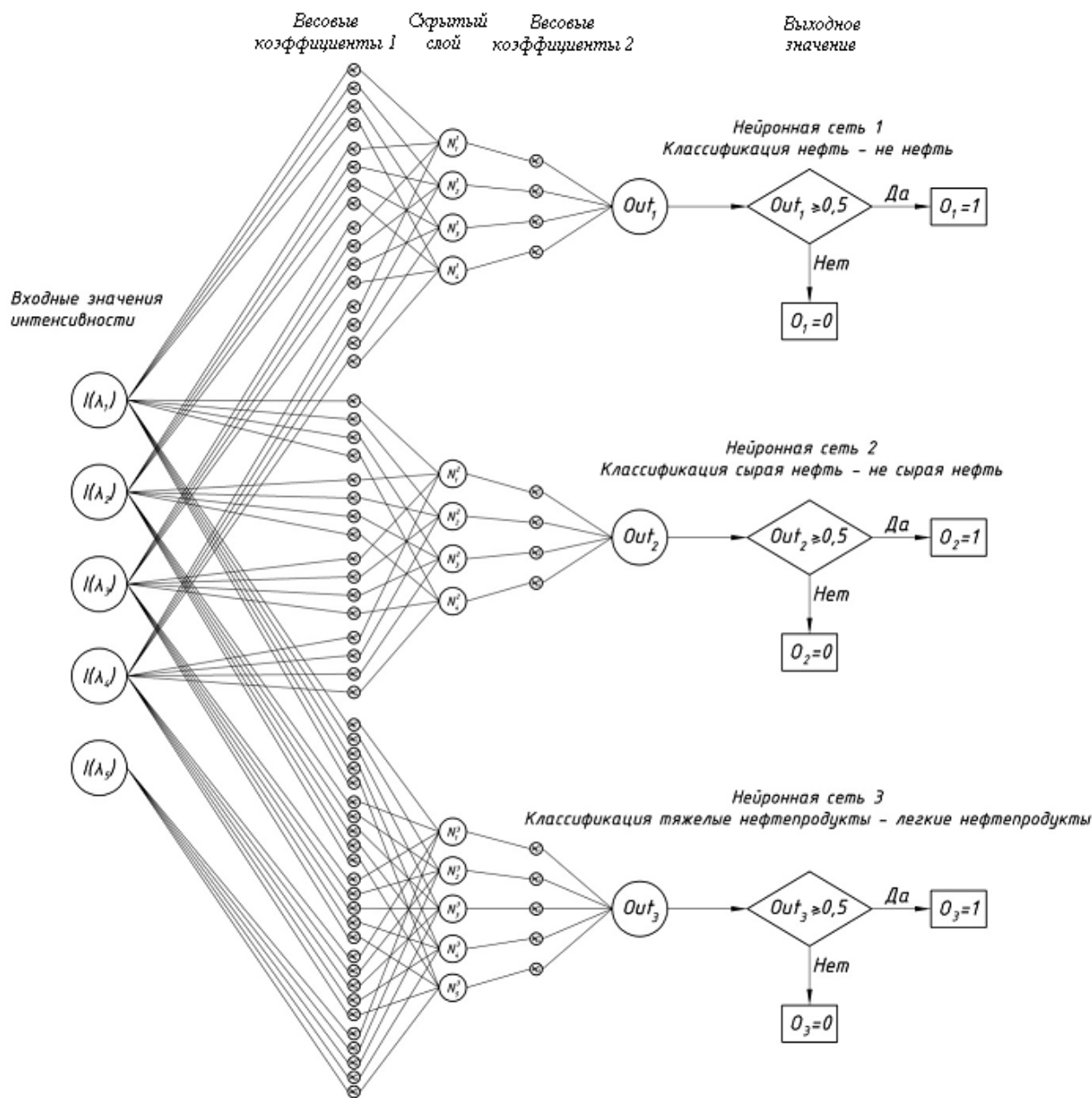


Рис. 3. Структурная схема нейронной сети для задачи классификации нефтяных загрязнений

Первая и вторая нейронные сети оперируют с четырьмя входами. На вход их подаются интенсивности флуоресцентного излучения (регистрируемые в спектральных диапазонах 309,5-317,5 нм, 330,5-338,5 нм, 396,0-404,0 нм, соответственно, с центральными длинами волн $\lambda_1=313,5$ нм, $\lambda_2=334,5$ нм и $\lambda_3=400,0$ нм) и

интенсивность отраженного лазерного излучения в узком спектральном диапазоне около длины волны возбуждения флуоресценции $\lambda_4 = 266,0$ нм.

Третья нейронная сеть оперирует уже с 5 входами – добавлен вход с интенсивностью флуоресценции в спектральном канале 354,5-362,5 нм с центральной длиной волны $\lambda_5 = 358.5$ нм.

Скрытые (промежуточные) нейроны, выполняют внутренние функции. Весовые коэффициенты нейронных сетей (весовые коэффициенты 1 и весовые коэффициенты 2 на рисунке 3) определяются в процессе обучения нейронной сети.

Выходной нейрон выдает результат работы нейронной сети. Выходной нейрон может принимать значения 0 или 1.

На основе выходных значений трех нейронных сетей: O_1, O_2, O_3 , - принимается решение о типе нефтяного загрязнения, на основе алгоритма классификации, приведенного в Таблице 2.

Таблица 2. Алгоритм классификации

O_1	O_2	O_3	Нефть и нефтепродукты	Сырая нефть	Тяжелые нефтепродукты	Легкие нефтепродукты
0	0	0	-	-	-	-
0	0	1	-	-	-	-
0	1	0	-	-	-	-
0	1	1	-	-	-	-
1	0	0	+	-	-	+
1	0	1	+	-	+	-
1	1	0	+	+	-	-
1	1	1	+	+	-	-

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

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

Здесь t — это параметр функции, определяющий крутизну сигмоиды.

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).

Обучение нейронной сети

На втором этапе построения сети проводится ее обучение (подбор весовых коэффициентов).

В качестве обучающей выборки для персептрона были взяты измеренные авторами 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.

При построении нейронной сети использовались алгоритмы обратного распространения ошибки (см., например, [9,11]). Метод обратного распространения ошибки (англ. backpropagation)— метод обучения многослойного персептрона. Это итеративный градиентный алгоритм, который используется с целью минимизации ошибки работы многослойного персептрона 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.

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.

Результаты математического моделирования

В результате обучения получились нейронные сети с весовыми коэффициентами, приведенными в Таблицах 4-6.

Таблица 4. Весовые коэффициенты нейронной сети 1

Весовой коэффициент	Значение
w11_1	1,381736122
w21_1	1,601094426
w31_1	-4,73194963
w41_1	5,563170256
w12_1	-3,29190805
w22_1	1,736551671
w32_1	3,385622616
w42_1	-4,08381741
w13_1	-2,98058131
w23_1	-2,29328121
w33_1	2,570379867
w43_1	1,57062979
w14_1	0,648271118
w24_1	1,084281298
w34_1	-0,34292081
w44_1	1,864536831
wo1_1	-4,38032625
wo2_1	-3,23428791
wo3_1	6,606949314
wo4_1	-5,04845366

Таблица 5. Весовые коэффициенты нейронной сети 2

Весовой коэффициент	Значение
w11_2	-0,70572916
w21_2	-0,44879974
w31_2	0,434129062
w41_2	0,269863444
w12_2	3,623331279
w22_2	-1,55848312
w32_2	0,711532367
w42_2	0,86836097
w13_2	-1,0798905
w23_2	3,255566879
w33_2	2,286801954
w43_2	2,0770725
w14_2	1,5796148
w24_2	0,660204034
w34_2	-0,03889364
w44_2	0,87993351
wo1_2	-8,65316135
wo2_2	3,250820129
wo3_2	1,694006485
wo4_2	1,247328604

Таблица 6. Весовые коэффициенты нейронной сети 3

Весовой коэффициент	Значение
w11_3	0,730103917
w21_3	1,835025291
w31_3	0,824158511
w41_3	0,630620679
w51_3	1,100582297
w12_3	-0,36143153
w22_3	-2,59714379
w32_3	1,421558658
w42_3	1,95495334
w52_3	1,296822192
w13_3	-0,13883695
w23_3	-2,24654741
w33_3	0,712779417
w43_3	0,927937552
w53_3	0,471214454
w14_3	0,368663657
w24_3	0,048218498
w34_3	0,661796936
w44_3	0,167492034
w54_3	0,204945216
w15_3	0,375592761
w25_3	3,499210506
w35_3	0,961811877
w45_3	1,399106307
w55_3	0,878117635
wo1_3	0,992269649
wo2_3	6,075644145
wo3_3	-1,39167157
wo4_3	-2,39807462
wo5_3	-1,22172511

Для оценки эффективности работы разработанного нейросетевого алгоритма классификации находилась (по массиву экспериментально измеренных спектров флуоресценции) вероятность классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности. Результаты работы нейросетевого алгоритма классификации приведены в Таблице 7.

Таблица 7. Вероятности правильной классификации нефтяных загрязнений при использовании нейросетевого алгоритма

Исследуемые вещества	Вероятности правильной классификации для нефтяных загрязнений, %
Легкие нефтепродукты (керосин, бензины)	99,32
Тяжелые нефтепродукты (дизельное топливо, масло)	99,32
Сырая нефть	99,77
Земные поверхности	99,65

Результаты, приведенные в Таблице 7 показывают, что нейросетевой алгоритм обеспечивает существенно большую вероятность правильной классификации, чем эвристический метод, описанный в [8].

Заключение

Результаты математического моделирования на основе экспериментальных данных показывают, что использование нейронной сети для обработки данных измерений позволяет существенно повысить надежность лазерного флуоресцентного метода классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности и обеспечить вероятность правильной классификации нефтяных загрязнений близкой к единице.

Список литературы

1. Межерис Р. Лазерное дистанционное зондирование. М.: Мир, 1987. 550 с.
2. Клишкин В.М., Макогон М.М., Федорищев В.Н. Исследование загрязнения водной поверхности системы водоемов Верхней Волги нефтяными пленками // Оптика атмосферы и океана. 1994. Т. 7, № 4. С. 450-454.
3. Клишкин В.М., Соковиков В.Г., Федорищев В.Н. Новые возможности дистанционного анализа нефтепродуктов на поверхности вод // Оптика атмосферы и океана. 1993. Т. 6, № 2. С. 189-204.
4. Клишкин В.М., Федорищев В.Н. Исследование возможности подавления сигналов фоновой флуоресценции в задачах дистанционного обнаружения нефтяных пленок // Оптика атмосферы и океана. 1995. Т. 8, № 4. С. 632-639.

5. Белов М.Л., Городничев В.А., Козинцев В.И., Стрелков Б.В. Обнаружение нефтяных загрязнений на взволнованной морской поверхности с помощью трехлучевого метода // Оптика атмосферы и океана. 2002. Т. 15, № 10. С. 900-901.
6. 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.
7. Федотов Ю.В., Матросова О.А., Белов М.Л., Городничев В.А., Козинцев В.И. Экспериментальные исследования спектров флуоресценции природных образований 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 классификации нефтяных загрязнений на земной поверхности, основанный на регистрации флуоресцентного излучения в пяти узких спектральных диапазонах // Оптика атмосферы и океана. 2014. Т. 27, № 8. С. 739-742.
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: СТТ, 2007. 246 с.
11. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика: пер. с англ. М.: Мир, 1992. 184 с.
12. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996. 276 с.

Laser Method for Oil Pollution Classification on Earth's Surface Using Neural Network Algorithm

A.D. Shteingart¹, M.L. Belov^{1,*}, Yu.V. Fedotov¹,
V.A. Gorodnichev¹, D. L. Gotalskii¹, O.A.
Chernavskaya¹

*belov@bmstu.ru

¹Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

Keywords: laser, classification, fluorescence spectra, oil pollution, earth's surface, neural net-work algorithm

Today an environmental control of oil pollution of water and terrestrial surfaces in the course of production and transportation of oil and oil products is a challenge.

One of the remote system options to monitor oil pollution on a terrestrial surface is the laser fluorescent monitoring system of oil pollution from the aircraft. As the fluorescence spectra of oils and oil products differ from the fluorescence spectra of elements of a terrestrial landscape, there is a potential opportunity to find and classify oil pollution through a record and analysis of the fluorescence spectrum form at terrestrial surface site under study.

The principle of laser fluorimeter operation for monitoring of oil pollution is based on radiation of the studied site of a terrestrial surface by laser in the ultra-violet range and record of fluorescent radiation spectrum (or fluorescent radiation in several narrow spectral ranges).

The problem of oil pollution classification on the terrestrial surface using a laser fluorimeter with terrestrial surface radiation at the wavelength of 266 nm and record of the laser-induced fluorescent radiation in several spectral ranges was investigated earlier in a number of works. However, presently developed algorithms for classification of oil pollution are heuristic and strictly are unproven.

The work studies the method capabilities to classify oil pollution on the terrestrial surface using a record of laser radiation intensity in five spectral ranges and a neural network for data processing of measurements. The method allows four group classifications: terrestrial surface (uncontaminated oil products), flood on a terrestrial surface of the light cleared oil products, spill of heavy oil products, and spill of crude oil.

Work results of the neural network show that to solve a problem of the oil products classification on a terrestrial surface the developed neural network can ensure probability of the correct classification of oil products at least 99,32%.

References

1. Measures R.M. *Laser remote sensing. Fundamentals and applications*. J. Wiley and Sons, New York, 1984. 510 p. (Russ. ed.: Measures R.M. *Lazernoe distantsionnoe zondirovanie*. Moscow, Mir Publ., 1987. 550 p.).
2. Klimkin V.M., Makogon M.M., Fedorishchev V.N. Investigation of the Upper Volga water surface polluted by oil spills. *Optika atmosfery i okeana*, 1994, vol. 7, no. 4, pp. 450-454. (English translation: *Atmospheric and oceanic optics*, 1994, vol. 7, no. 4, pp. 239-241.).
3. Klimkin V.M., Sokovikov V.G., Fedorishchev V.N. New possibilities for remote analysis of oil products on water surface. *Optika atmosfery i okeana*, 1993, vol. 6, no. 2, pp. 189-204. (in Russian).
4. Klimkin V.M., Fedorishchev V.N. Examination of the possibility to suppress background fluorescence signals from water relevant to the problems of oil films remote detection. *Optika atmosfery i okeana*, 1995, vol. 8, no. 4, pp. 632-639. (in Russian).
5. Belov M.L., Gorodnichev V.A., Kozintsev V.I., Strelkov B.V. Detection of oil spills on rough sea surface using a three-beam laser method. *Optika atmosfery i okeana*, 2002, vol. 15, no. 10, pp. 900-901. (English translation: *Atmospheric and oceanic optics*, 2002, vol. 15, no. 10, pp. 816-817).
6. Fedotov Iu.V., Matrosova O.A., Belov M.L., Gorodnichev V.A. 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*, 2013, vol. 26, no. 3, pp. 208-212. (in Russian).
7. Fedotov Iu.V., Matrosova O.A., Belov M.L., Gorodnichev V.A., Kozintsev V.I. 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 01.08.2014. (in Russian).
8. Fedotov Iu.V., Matrosova O.A., Belov M.L., Gorodnichev V.A. Method of classification of oil pollution on ground surface based on fluorescence radiation recording within five narrow spectral bands. *Optika atmosfery i okeana*, 2014, vol. 27, no. 8, pp. 739-742. (in Russian).
9. Komartsova L G., Maksimov A.V. *Neirokomp'iutery* [Neurocomputers]. Moscow, Bauman MSTU Publ, 2004. 400 p. (in Russian).
10. Kataev M.Iu., Boichenko I.V. Programmnoe i teoreticheskoe obespechenie zadach lidarnogo zondirovaniia atmosfery [Software and theoretical bases of problems of lidar sensing of the atmosphere]. Tomsk, STT Publ., 2007. 246 p. (in Russian).

11. Wasserman P.D. *Neural Computing: Theory and Practice*. Van Nostrand Reinhold, New York, 1989. (Russ. ed.: Wasserman P.D. *Neirokomp'iuternaia tekhnika: Teoriia i praktikal*. Moscow, Mir Publ., 1992. 184 p.).
12. Gorban' A.N., Rossiev D.A. *Neironnye seti na personal'nom komp'iutere* [PC neural network]. Novosibirsk, Nauka Publ., 1996. 276 p. (in Russian).