

ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ В ЗАДАЧЕ ЛАЗЕРНОГО ФЛУОРЕСЦЕНТНОГО КОНТРОЛЯ НЕФТЯНЫХ ЗАГРЯЗНЕНИЙ

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

НИИ Радиоэлектроники и лазерной техники Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана
E-mail: gorod@bmstu.ru, ekomonit@bmstu.ru, belov@bmstu.ru

Показано, что использование лазерного метода, основанного на регистрации флуоресцентного излучения в трех узких спектральных диапазонах, отраженного лазерного излучения на длине волны возбуждения флуоресценции и использовании нейросетевого алгоритма обработки данных измерений, позволяет проводить обнаружение нефтяных загрязнений на земной поверхности с вероятностью правильного обнаружения близкой к единице при небольшой вероятности ложных тревог.

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

SIGNAL PROCESSING FOR LASER FLUORESCENCE MONITORING OF OIL POLLUTION

Yu. V. Fedotov, A.D. Shteyngart, O.A. Matrosova, M.L. Belov, V.A. Gorodnichev

Radioelectronics and Laser Technology of Moscow State Technical University n.a. Bauman, (2-th Baumanskaya st. 5, Moscow)
E-mail: gorod@bmstu.ru, ekomonit@bmstu.ru, belov@bmstu.ru

It is shown that use of laser method based on detection of fluorescence radiation within three narrow spectral bands, back-scattered laser radiation for excitation wavelength and use neural network algorithm of measured data processing allow detect of oil pollution at earth's surface with a probability of correct classification close to one and small quantity of false alarm probability.

Key words: laser, fluorescence spectra, oil pollution, earth's surface, detection, neural network algorithm.

Введение

На сегодняшний день актуальной является задача контроля загрязнений нефтью и нефтепродуктами водной и земной поверхностей.

Наиболее перспективными методами контроля с целью обнаружения нефтяных загрязнений на поверхности воды являются методы лазерного зондирования. К настоящему времени разработаны и созданы различные лазерные (в основном флуоресцентные и спектрофотометрические) методы и приборы для дистанционного обнаружения нефтяных загрязнений на водной поверхности (см., например, [1-8]).

Решение аналогичной задачи для земной поверхности является гораздо более сложным из-за трудности обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности на фоне других природных образований и элементов ландшафта.

Однако, поскольку спектры флуоресценции нефтей и нефтепродуктов отличаются от спектров флуоресценции элементов земного ландшафта [9], это дает потенциальную возможность обнаруживать нефтяные загрязнения путем регистрации и анализа формы спектра флуоресценции исследуемого участка поверхности.

Постановка задачи

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 [10].

На лабораторной установке [9,10] 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 рис. 1 [9] 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.

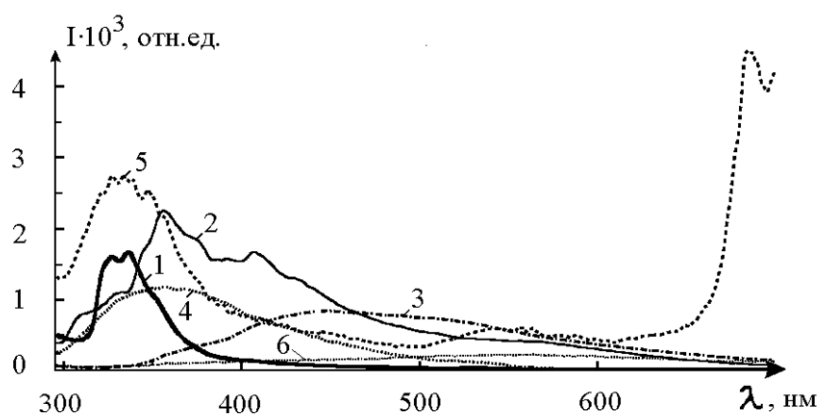


Рисунок 1. Спектры флуоресценции различных типов поверхностей

В работе [10] 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) и отраженного лазерного излучения на длине волны 266 нм.

Для обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности использовались:

- значения интенсивностей $I(\lambda_1)$, $I(\lambda_2)$, $I(\lambda_3)$ флуоресцентного излучения, регистрируемые в спектральных диапазонах 309,5-317,5 нм, 330,5-338,5 нм, 396,0-404,0 нм, нормированные на интенсивность отраженного лазерного излучения на длине волны 266 нм;

- два классифицирующих признака $\frac{I(\lambda_2)}{I(\lambda_1)}$, $\frac{I(\lambda_3)}{I(\lambda_1)}$.

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.

Разработанный в [8] алгоритм позволяет обнаруживать нефтяные загрязнения с вероятностью правильного обнаружения 97,59 % при вероятности ложных тревог 0,71 %. Однако, разработанный в [10] 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, отраженного лазерного излучения на длине волны возбуждения флуоресценции 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) представляют собой систему соединённых и взаимодействующих между собой процессоров - искусственных нейронов (см., например, [11-14]).

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.

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 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 рис. 2.

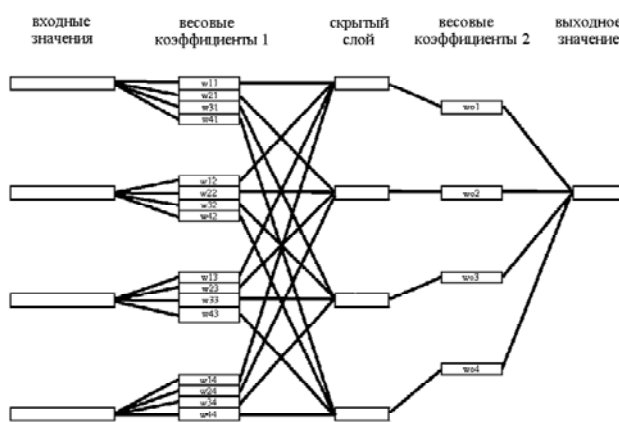


Рисунок 2. Вид реализованной нейронной сети

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.

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) и интенсивность отраженного лазерного сигнала на длине волны 266 нм [8]. Поэтому в построенной нейронной сети входной слой имеет четыре входных нейрона.

Скрытые (промежуточные) нейроны, выполняют внутренние функции. Весовые коэффициенты $w_{11}, w_{21}, w_{31}, w_{41}; w_{12}, w_{22}, w_{32}, w_{42}; w_{13}, w_{23}, w_{33}, w_{43}; w_{14}, w_{24}, w_{34}, w_{44}; w_{o1}, w_{o2}, w_{o3}, w_{o4}$ – 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 – спектр флуоресценции чистой (без нефтяных загрязнений) земная поверхность.

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. Сигмоида — это гладкая монотонная возрастающая нелинейная S-образная функция, которая часто применяется для «сглаживания» значений некоторой величины. В работе используется экспоненциальная сигмоида:

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

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).

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, [11,13]). 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 (было выбрано количество циклов 1000) и скоростью обучения от 0.001 до 0.3 (была выбрана скорость обучения 0.01). При увеличении скорости обучения алгоритм работает быстрее, но это может привести к неустойчивости.

Результаты математического моделирования

Полученные результаты математического моделирования показывают, что для задачи обнаружения нефтепродуктов на земной поверхности при минимизации значения вероятности ложных тревог разработанная нейронная сеть реализует следующие вероятности правильного обнаружения $P_{п.о.}$ и вероятности ложных тревог $P_{л.т.}$:

Вероятность правильного обнаружения – 97,76 %. Вероятность ложных тревог - 0.35 %. Весовые коэффициенты 1 и весовые коэффициенты 2 для этой нейронной сети приведены в табл. 1.

Таблица 1

Весовые коэффициенты для нейронной сети.

Весовые коэффициенты 1		Весовые коэффициенты 2	
w11	1,381736122	w01	4,38032625
w21	1,601094426		
w31	-4,73194963		
W41	5,563170256		
w12	-3,29190805	w02	3,23428791
w22	1,736551671		
w32	-4,08381741		
W42	3,385622616		
w13	-2,98058131	w03	6,606949314
w23	-2,29328121		
w33	2,570379867		
W43	1,57062979		
w14	0,648271118	w04	5,04845366
w24	1,084281298		
w34	-0,34292081		
W44	1,864536831		

Пример работы нейронной сети для этого случая показан на рис. 3. Здесь вход 1 - $\lambda_1 = 313,5$ нм; вход 2 - $\lambda_2 = 334,5$ нм; вход 3 - $\lambda_3 = 400,0$ нм; вход 4 - $\lambda_4 = 266$ нм. Для входа 4 на рисунке приведено значение отраженного лазерного сигнала уменьшенное в 10^6 раз.

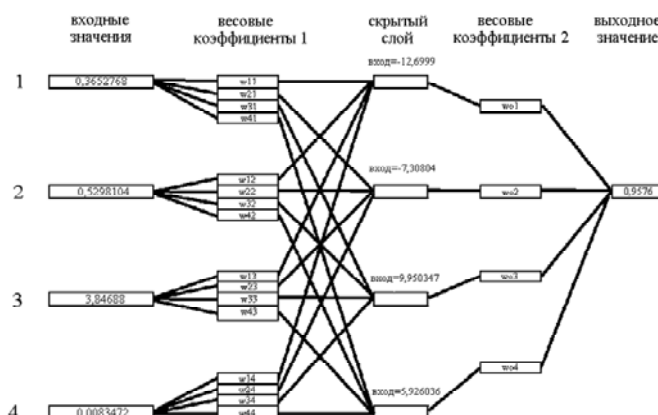


Рисунок 3. Пример работы реализованной нейронной сети

Приведенные результаты показывают, что разработанная процедура обработка сигналов в задаче обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности обеспечивает в два раза меньшую

вероятность ложных тревог и несколько большую вероятность правильного обнаружения, чем эвристический метод, описанный в [10].

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. Описанный выше вариант обеспечивает наиболее приемлемые значения обеих вероятностей.

Заключение

Результаты математического моделирования на основе экспериментальных данных показывают, что использование нейронной сети для обработки данных измерений позволяет разработать процедуру обработки сигналов в задаче обнаружения нефтяных загрязнений на земной поверхности, которая обеспечивает вероятность ложных тревог 0,35 % и вероятность правильного обнаружения 97,76 %.

Список литературы

1. Межерис Р. Лазерное дистанционное зондирование. М.:Мир, 1987. 550 с.
2. Оптико-физические средства исследования океана / Под ред. Е.Г. Пашенко. Л.: Судостроение, 1984. 264 с.
3. Орлов В.М., Самохвалов И.В., Белов М.Л., Шаманаев В.С., Клинкин В.М., Белохвостиков А.В., Пеннер И.Э., Сафин Р.Г., Юдовский А.Б. Дистанционный контроль верхнего слоя океана. Новосибирск: Наука. Сибирское Отделение, 1991. 149 с.
4. Власов Д.В., Ципенюк Д.Ю., Вартапетов С.К., Букреев В. С., Обидин А.З. Исследование возможности применения эксимерного Kr-F лазера в лидарных экспериментах по детектированию нефтяных пленок на поверхности воды // Оптика атмосферы. 1990. Т. 3, № 11. С. 1224 –1225.
5. Климкин 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.
6. Климкин 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.
7. Белов М.Л., Городничев В.А., Козинцев В.И., Федотов Ю.В., Смирнова О.А., Хрусталева А.М. Дистанционное обнаружение нефтяных загрязнений на взволнованной морской поверхности с помощью двухспектрального метода // Оптика атмосферы и океана. 2006. Т.19, N10. С.872-874.
8. 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. Сер. Приборостроение. 2010. N2. С.39-47.

9. 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 20.03.2014).
10. 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, N3.С.208-212.
11. Комарцова Л. Г., Максимов А. В. Нейрокомпьютеры. М.: МГТУ, 2004. 400 с.
12. Катаев М. Ю., Бойченко И. В. Программное и теоретическое обеспечение задач лидарного зондирования атмосферы. Томск:STT, 2007. 246 с.
13. <http://neuroschoo1.narod.ru/> Режим доступа: (дата обращения 20.03.2014).
14. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996. 276.

Краткие сведения об авторах

Юрий Викторович Федотов родился в 1974 г., окончил в 1998 г. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Канд. техн. наук, научный сотрудник НИИ радиоэлектроники и лазерной техники МГТУ им. Н. Э. Баумана. Имеет более 50 научных работ в области лазерной техники.

Yu.V. Fedotov (b.1974), graduated from Moscow Higher Technical University n.a. Bauman in 1998. Ph.D.(Eng), researcher of "Radioelectronics and Laser Technology" Research Institute of Moscow State Technical University n.a. Bauman. Author of more than 50 publications in the field of laser technology.

Штейнгарт Александр Дмитриевич родился в 1989 г. Студент 6-го курса кафедры «Лазерные и оптико-электронные системы» МГТУ им. Н. Э. Баумана. Имеет 2 научные работы в области лазерной техники.

A.D. Shteyngart (b.1989). 6th academic year student of «Laser and Optic and Electronic Systems» department of the Bauman Moscow State Technical University. Author of 2 publications in the field of laser technology.

Ольга Александровна Матросова родилась в 1987 г. Инженер НИИ радиоэлектроники и лазерной техники МГТУ им. Н. Э. Баумана. Автор 15 научных работ в области лазерной техники.

O.A. Matrosova (b.1987). Engineer of Moscow State Technical University n.a. Bauman. Author 15 publications in the field of laser technology.

Михаил Леонидович Белов родился в 1950 г., окончил в 1973 г. Московский Энергетический Институт. Д-р.техн.наук, вед. науч. сотрудник НИИ радиоэлектроники и лазерной техники МГТУ им. Н. Э. Баумана. Имеет более 200 научных работ в области лазерной локации и атмосферной оптики.

belov@bmstu.ru, 8 903 2647059.

M.L.Belov (b.1950), graduated from Moscow Energy Institute in 1973. D.Sc.(Eng), head researcher of "Radioelectronics and Laser Technology" Research Institute of Moscow State Technical University n.a. Bauman. Author of more than 200 publications in the field of laser location and optic of atmosphere.

Виктор Александрович Городничев родился в 1952 г., окончил в 1976 г. МГУ им. М.В.Ломоносова. Д-р.техн.наук, начальник отдела НИИ радиоэлектроники и лазерной техники МГТУ им. Н. Э. Баумана. Имеет более 200 научных работ в области лазерной техники.

gorod@bmstu.ru.

V.A.Gorodnichev (b.1952), graduated from Moscow State University n.a. Lomonosov in 1976. D.Sc.(Eng), head of department of "Radioelectronics and Laser Technology" Research Institute of Moscow State Technical University n.a. Bauman. Author of more than 200 publications in the field of laser technology.