ИНЖЕНЕРНАЯ ФИЗИКА

Распознавание видов цифровой модуляции радиосигналов с использованием нейронных сетей

С. С. Аджемов, М. В. Терешонок[a], Д. С. Чиров

Московский технический университет связи и информатики.
Россия, 111024, Москва, ул. Авиамоторная, д. 8а.
E-mail: [a] tereshonok@srd.mtuci.ru

Статья поступила 27.08.2014, подписана в печать 10.11.2014.

Представлены результаты применения искусственных нейронных сетей в задаче распознавания видов цифровой модуляции радиосигналов. В качестве признаков распознавания предлагается использовать кумулянты 2 и 4-го порядков, вычисляемых по значениям зарегистрированных отсчетов сигнала. Выбор состава информативных признаков (в данном случае набора кумулянтов) и формирование решающих правил осуществляется экспертным путем исходя из набора видов модуляции сигналов, необходимых для распознавания. Исследования в данной области показывают, что формирование правил различения (классификатора) может осуществляться с использованием различных методов интеллектуального анализа, в частности искусственных нейронных сетей. Использование многослойного персептрона в качестве устройства классификации (распознавания) позволяет автоматизировать процесс построения решающих правил для распознавания видов цифровой модуляции радиосигналов. Предлагаемый метод обеспечивает достаточно высокую (0.7–0.99) вероятность правильного распознавания сигналов с частотной (FSK), фазовой (PSK), амплитудной (ASK) и квадратурной фазовой (QAM) манипуляцией в условиях отсутствия синхронизации приемной системы по несущей частоте.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, распознавание, цифровая модуляция, радиосигнал, кумулянт.

УДК: 621.376; 004.931; 519.67. PACS: 07.05.Mh, 84.35.+i, 84.40.Ua.

Введение

Интеллектуальные методы (ИМ) решения различных задач распознавания широко применяются в различных отраслях науки и техники. В частности, использование в задачах распознавания искусственных нейронных сетей различных типов приобретает все большую распространенность [1, 2]. Тем не менее в настоящий момент в задаче распознавания видов модуляции сигналов — а решение этой задачи будет важным шагом на пути к созданию когнитивных радиосистем — основной упор современные исследователи делают на классический спектральный и статистический анализ [3-10], а нейросетевые методы используются ограниченно [11, 12, 16, 17]. Кроме того, методы, описанные в [11] и [12], требуют точной опорной и тактовой синхронизации исследуемых сигналов, так как используют в качестве распознаваемого образа форму сигнального созвездия.

1. Постановка задачи

Идея использования интеллектуальных методов анализа данных в задаче распознавания видов модуляции радиосигналов заключается в нахождении информативных признаков распознавания и построения базы знаний (логических правил, деревьев решений, нейронных сетей) по результатам анализа этих признаков.

Одним из перспективных подходов к распознаванию видов цифровой модуляции представляется метод распознавания с использованием статистических характеристик высокого порядка, вычисляемых непосредственно по последовательностям сигнальных отсчетов. Суть данного метода заключается в использовании в качестве информативных признаков распознавания сигналов с различными видами цифровой модуляции моментов и кумулянтов высокого порядка, вычисляемых по зарегистрированным значениям отсчетов квадратурных составляющих комплексной огибающей исследуемого радиосигнала. Поставленная задача решается в предположении квазистационарности анализируемых радиосигналов в смысле неизменности их вида модуляции на рассматриваемом временно́м отрезке. В случае изменения вида модуляции сигнала со временем предлагаемый метод следует использовать отдельно для каждого интервала квазистационарности сигнала с последующей обработкой результатов с помощью методов искусственного интеллекта.

В работах [6, 7] показано, что формулировка правил распознавания различных видов цифровой модуляции радиосигналов по значениям кумулянтов возможна, однако получаемые экспертным способом правила распознавания сравнительно грубы и не обеспечивают достаточно широкий охват видов цифровой модуляции. В то же время данные исследования [6, 7], представленные на рис. 1, показали, что кумулянты, как признаки распознавания, являются устойчивыми при уровнях шумов приемника от 8 дБ. Ожидается, что использование нейросетевых методов распознавания позволит избавиться от недостатков предложенных ранее методов распознавания видов цифровой модуляции радиосигналов.

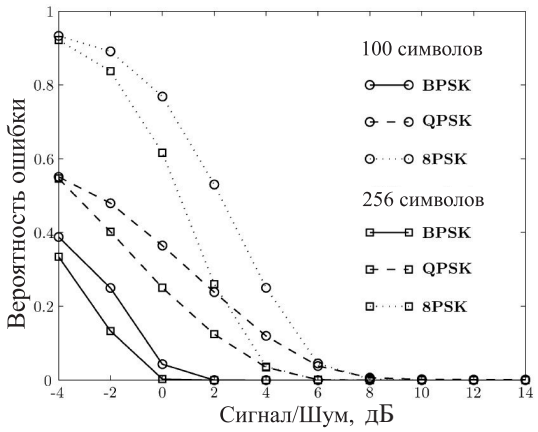

Рис. 1. Зависимость вероятности ошибки распознавания сигналов PSK-2,4,8 от отношения сигнал/шум приемника [6, 7]

2. Нейросетевая система распознавания

Формирование правил различения (классификатора) может осуществляться с использованием различных методов интеллектуального анализа, в частности искусственных нейронных сетей (ИНС). Высокую эффективность построения разделяющих поверхностей в многомерном случае показывает такой тип ИНС, как многослойный персептрон. В соответствии со следствием из теоремы Колмогорова–Арнольда–Хехт–Нильсена непрерывную однозначную многомерную функцию нескольких переменных можно представить с помощью двухслойной нейронной сети с прямыми полными связями фиксированной размерности [13]. Схема многослойного персептрона приведена на рис. 2.

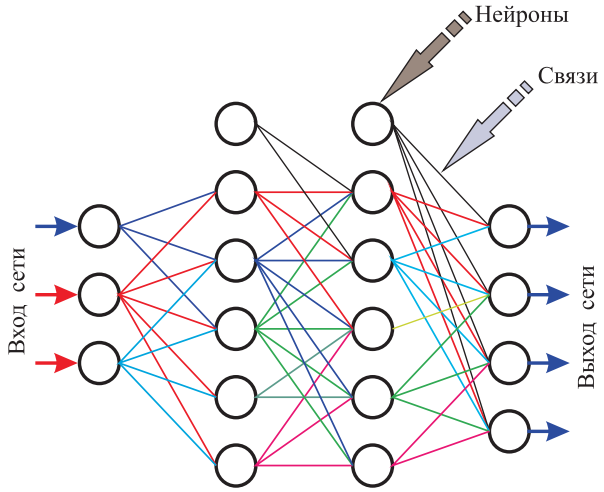

Рис. 2. Схема многослойного персептрона

Когда в сети только один слой, алгоритм ее обучения с учителем довольно очевиден, так как правильные выходные состояния нейронов единственного слоя заведомо известны, и подстройка синаптических связей идет в направлении, минимизирующем ошибку на выходе сети. В этой сети каждый элемент строит взвешенную сумму своих входов с поправкой в виде слагаемого, затем пропускает эту величину активации через передаточную функцию, и таким образом получается выходное значение этого элемента.

Распространение сигналов ошибки происходит от выходов ИНС к ее входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы. Этот алгоритм обучения ИНС получил название процедуры обратного распространения (error backpropagation). Задачу обучения нейронной сети можно рассматривать как задачу минимизации функции ошибки $E(\boldsymbol{w})$, где $\boldsymbol{w}$ — совокупность весовых коэффициентов сети.

Функция ошибки нейронной сети определяется как

$$E \equiv \frac{1}{2}\sum_i (t_i - o_i)^2, \tag{1}$$

где t_i — целевое, а o_i — фактическое значение сигнала на выходе i-го нейрона выходного слоя сети. Представим частную производную функции ошибки по весовому коэффициенту w_{ij} связи между j-м нейроном последнего скрытого слоя и i-м нейроном выходного слоя в следующем виде:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial o_i}\frac{\partial o_i}{\partial x_i}\frac{\partial x_i}{\partial w_{ij}}. \tag{2}$$

Здесь x_i и o_i — значения сигнала на входе и выходе i-го нейрона соответственно.

Чтобы найти зависимость функции ошибки от значений весовых коэффициентов w_{ji} в более явном виде, проведем несложные преобразования. Обозначим как δ_i частную производную функции ошибки E по значению сигнала на входе i-го нейрона x_i:

$$\delta_i \equiv \frac{\partial E}{\partial x_i} = -\frac{\partial E}{\partial o_i}\frac{\partial o_i}{\partial x_i}. \tag{3}$$

Поскольку $E \equiv \frac{1}{2}\sum\limits_i (t_i - o_i)^2$, то

$$\frac{\partial E}{\partial o_i} = -(t_i - o_i). \tag{4}$$

Так как $o_i = f(x_i)$, где $f(x)$ — активационная функция нейрона, то

$$\frac{\partial o_i}{\partial x_i} = f'(x_i). \tag{5}$$

Значение сигнала на входе i-го нейрона определяется как $x_i = \sum\limits_j o_j w_{ji} + B_i$ (далее в выражениях смещения B_i мы опускаем, чтобы добиться компактности и ясности изложения), где o_j — значение сигнала на выходе j-го нейрона предыдущего слоя, w_{ji} — весовой коэффициент связи между i-м и j-м нейронами. Следовательно,

$$\frac{\partial x_i}{\partial w_{ji}} = o_j. \tag{6}$$

Подставив соотношения (4), (5) и (6) в (2), получим

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -(t_i - o_i) f'(x_i) x_j. \tag{7}$$

Для i-го нейрона выходного слоя

$$\delta_i = -(t_i - o_i) f'(x_i). \tag{8}$$

Для i-го нейрона последнего скрытого слоя

$$\delta_i = f'(x_i)\sum_j \delta_j w_{ji}, \tag{9}$$

где j — номера нейронов выходного слоя. Величина δ_i для нейронов остальных скрытых слоев вычисляется по формуле (8), в которой j — номера нейронов следующего скрытого слоя.

При обучении нейронной сети методом обратного распространения ошибки обычно используют сигмоидальную функцию активации нейрона

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}. \qquad (10)$$

Производная этой функции равна

$$f'(x) = \frac{e^{-x}}{\left(1+e^{-x}\right)^2} = \frac{1}{1+e^{-x}}\left(1 - \frac{1}{1+e^{-x}}\right) = f(x)(1-f(x)). \qquad (11)$$

Подставив выражение (10) в формулу (7), получаем простое аналитическое выражение для частной производной функции ошибки по каждому из весов нейронной сети:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -(t_i - o_i)f(x_i)(1-f(x_i))x_j. \qquad (12)$$

Обучение ИНС заключается в последовательном предъявлении образцов из обучающей выборки, вычислении функции ошибки и коррекции весов нейронной сети w_{ji}. Целевая функция вычисляется как суммарная ошибка за эпоху, т. е.

$$E(\boldsymbol{w}) = \frac{1}{2}\sum_{p=1}^{P}\sum_{n=1}^{N}\left(y_p^n(\boldsymbol{w}) - d_p^n\right)^2,$$

где $y_p^n(\boldsymbol{w})$ — выход n-го нейрона выходного слоя для p-го объекта обучающей выборки, d_p^n — целевое значение этого выхода, P — число объектов обучающей выборки, N — число нейронов выходного слоя. Градиент целевой функции $\nabla E(\boldsymbol{w})$ на каждой эпохе рассчитывается как сумма градиентов функций ошибки для всех образцов из обучающей выборки. Градиент функции ошибки для каждого образца вычисляется с использованием алгоритма обратного распространения ошибки.

Для коррекции весов представляется целесообразным использовать алгоритм RPROP, предложенный в 1992 г. М. Ридмиллером и Х. Брауном [14]. В градиентных алгоритмах обучения нейронных сетей весовые коэффициенты связей корректируются в зависимости от величин частных производных целевой функции по этим весовым коэффициентам. Отличие алгоритма RPROP состоит в том, что при его использовании коррекция весов происходит только с учетом знаков соответствующих частных производных целевой функции. В частности, коррекция весов на эпохе с номером t производится следующим образом:

$$w_i^{t+1} = w_i^t + \Delta w_i^t, \qquad (13)$$

где

$$w_i^t = \begin{cases} -\Delta_i^t, & \dfrac{\partial E^t}{\partial w_i} > 0, \\ \Delta_i^t, & \dfrac{\partial E^t}{\partial w_i} < 0, \\ 0, & \dfrac{\partial E^t}{\partial w_i} = 0. \end{cases} \qquad (14)$$

Величины Δ_i^t здесь вычисляются по следующим формулам:

$$\Delta_i^t = \begin{cases} \eta^+ \cdot \Delta_i^{t-1}, & \dfrac{\partial E^{t-1}}{\partial w_i}\cdot\dfrac{\partial E^t}{\partial w_i} > 0, \\ \eta^- \cdot \Delta_i^{t-1}, & \dfrac{\partial E^{t-1}}{\partial w_i}\cdot\dfrac{\partial E^t}{\partial w_i} < 0, \\ \Delta_i^{t-1}, & \dfrac{\partial E^{t-1}}{\partial w_i}\cdot\dfrac{\partial E^t}{\partial w_i} = 0. \end{cases} \qquad (15)$$

Здесь мы полагаем, что $0 < \eta^- < 1$ и $\eta^+ > 1$.

Таким образом, при изменении знака i-й частной производной величина коррекции соответствующего веса уменьшается, а при сохранении знака — увеличивается. Подобная адаптация позволяет более точно отслеживать рельеф поверхности целевой функции, чем это возможно с использованием градиентных методов, что приводит к более быстрой сходимости алгоритма и влечет снижение вычислительных затрат. Отметим, что вычислительная сложность многослойного персептрона в режиме обучения может быть оценена как $O(N^2)$, а в режиме распознавания — $O(N)$. Обучение проводится только в режиме аппаратной настройки, а в режиме штатной работы проводится только распознавание. Таким образом, предлагаемый метод относится к классу P по вычислительной сложности.

3. Результаты модельного эксперимента

Исходя из вышесказанного нейросетевое распознавание видов модуляции радиосигналов с использованием кумулянтов и моментов можно реализовать, начиная с формирования обучающей выборки типа «вид модуляции сигнала — значения кумулянтов сигнала», $T^{(i)} \to C_{jk}^{(i)}$, где $T^{(i)}$ — тип модуляции i-го сигнала; $C_{jk}^{(i)}$ — набор значений кумулянтов порядка jk для i-го сигнала. С использованием сформированной выборки производится обучение многослойного персептрона. Полученный персептрон используется для распознавания типов модуляции новых зарегистрированных сигналов.

В качестве примера ниже представлены результаты применения трехслойного персептрона для различения сигналов с частотной (FSK), амплитудной (ASK), фазовой (PSK-2,4,8) и квадратурной фазовой (QAM-16) манипуляцией. Синхронизация по несущей частоте сигнала отсутствует, отношение сигнал/шум ОСШ = 20 дБ. Различение проводилось по значениям кумулянтов C_{20}, C_{22} и C_{40}:

$$C_{20} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} y^2(n), \quad C_{22} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}|y(n)|^2,$$

$$C_{40} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} y^4(n) - 3C_{20}^2.$$

Количество нейронов в скрытых слоях — 14, функция активации — сигмоида, количество циклов обучения — 500, объем обучающей выборки — 930 сигналов. В результате обучения и распознавания обучающей выборки получены следующие результаты: корректно распознано — 864 образца; некорректно распознано — 66; доля корректно распознанных образцов — 92.9 %. Данные распознавания представлены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты распознавания обучающей выборки

Априорный класс (вид цифровой модуляции сигнала)	FSK-2	ASK	PSK-2	PSK-4	PSK-8	QAM-16
Всего объектов, шт.	163	180	162	145	112	168
Правильно распознано, шт.	162	179	162	104	110	147
Правильно распознано, %	99.4	99.4	100	71.7	98.2	87.5
Неправильно распознано, шт.	1	1	0	41	2	21
FSK	162	0	0	16	2	11
ASK	0	179	0	0	0	0
PSK-2	0	0	162	0	0	0
PSK-4	0	0	0	104	0	2
PSK-8	0	0	0	24	110	8
QAM-16	1	1	0	1	0	147

Таблица 2

Результаты распознавания контрольной выборки № 1

Априорный класс	FSK-2	ASK	PSK-2	PSK-4	PSK-8	QAM-16
Всего объектов, шт.	184	187	162	179	141	165
Правильно распознано, шт.	183	185	162	122	139	141
Правильно распознано, %.	99.5	98.9	100	68.1	98.6	85.5
Неправильно распознано, шт.	1	2	0	57	2	24
FSK	183	0	0	29	0	11
ASK	0	185	0	0	0	0
PSK-2	0	0	162	0	0	0
PSK-4	0	0	0	122	2	1
PSK-8	0	0	0	26	139	12
QAM-16	1	2	0	2	0	141

Таблица 3

Результаты распознавания контрольной выборки № 2

Априорный класс	FSK-2	ASK	PSK-2	PSK-4	PSK-8	QAM-16
Всего объектов, шт.	151	149	157	190	113	150
Правильно распознано, шт.	150	146	156	135	110	131
Правильно распознано, %.	99.3	97.9	99.4	71.1	97.3	87.3
Неправильно распознано, шт.	1	3	1	55	3	19
FSK	150	0	0	26	0	10
ASK	0	146	0	1	0	0
PSK-2	0	0	156	0	0	0
PSK-4	0	0	1	135	1	4
PSK-8	0	0	0	27	110	5
QAM-16	1	3	0	1	2	131

В табл. 2 и 3 представлены результаты распознавания двух контрольных выборок сигналов (данные сигналы не использовались при обучении МП) обученного персептрона. В табл. 4 приведены обобщенные результаты распознавания обучающей и контрольных выборок. Анализ представленных в табл. 2, 3 результатов позволяет сделать вывод, что используемый метод обеспечивает вероятность правильного распознавания

Таблица 4

Обобщенные результаты распознавания обучающей и контрольных выборок

Наименование выборки	Количество образцов, шт.	Корректно распознано, шт.	Некорректно распознано, шт.	Доля корректно распознанных, %
Обучающая	930	864	66	92.9
Контрольная № 1	1018	932	86	91.5
Контрольная № 2	910	828	82	90.9

модуляций сигналов: FSK-2 ~ 0.99, ASK ~ 0.98, PSK-2 ~ 0.99, PSK-4 ~ 0.7, PSK-8 ~ 0.98, QAM-16 ~ 0.86 (типичное изменение относительной ошибки распознавания с ростом числа прошедших эпох обучения представлено на рис. 3). Невысокая вероятность распознавания сигналов PSK-4 объясняется достаточно сильным пересечением законов распределения используемых признаков у сигналов PSK-4 и PSK-8. В случае если сигналы PSK-8 не предусмотрены в системе связи, вероятность правильного распознавания PSK-4 составляет ~ 0.83. Для устойчивого разделения сигналов PSK-4 и PSK-8 целесообразно использовать дополнительные алгоритмы распознавания типа фазовой манипуляции, например [11, 15], обеспечивающие вероятность правильного распознавания PSK-4 и PSK-8 не ниже 0.9.

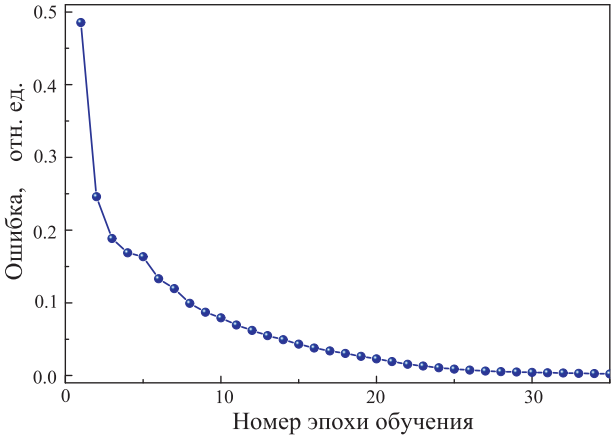

Рис. 3. Изменение ошибки распознавания с ростом номера эпохи обучения

Заключение

Предложен метод распознавания видов модуляции радиосигналов с использованием кумулянтов высокого порядка, использующий в качестве устройства принятия решения многослойный персептрон. Проведенные эксперименты подтвердили высокую эффективность разработанного метода.

Предложенный метод не требует установления точной синхронизации по несущей частоте, что позволяет использовать его в системах связи с подвижными объектами. Также предложенный метод демонстрирует достаточно широкий охват видов цифровой модуляции сигналов, использующихся в современных системах связи УКВ-диапазона. Продемонстрированные свойства предложенного метода позволяют использовать его в программном обеспечении модулей адаптации в устройствах когнитивного радио.

Список литературы

1. *Basu J.K., Bhattacharyya D., Kim T.* // Intern. J. of Software Engineering and Its Applications. 2010. **4**, N 2. P. 23.
2. *Bishop C. M.* Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford, 1995.
3. *Степанов А.В., Матвеев С.А.* Методы компьютерной обработки сигналов систем радиосвязи. М., 2003.
4. *Swami A., Sadler B.*// IEEE Trans. Commun. 2000. **48**, N 3. P.‘416.
5. *Hatzichristos G., Fargues M.P.* // Electrical Engineering MSEE Thesis. Naval Postgraduate School, Monterey, CA, 2001. P. 1494.
6. *Young A.F.* Classification of Digital Modulation Types in Multipath Environments: Master’s Thesis. Naval Postgraduate School, 2008.
7. *Pedzisz M., Mansour A.* // Digital Signal Processing 15. 2005. P. 295.
8. *Ebrahimzadeh A., Alireza Seyedin S.* // Proc. of the 5th WSEAS Intern. Conf. on Telecommunications and Informatics. Istanbul, Turkey. 2006. P. 409.
9. *Kubankova A.* // WSEAS Transactions on Communications. 2009. **8**, N 7. P. 628.
10. *Chaithanya V., Reddy V.U.* // Proc. of the 8th Intern. Conf. on Signal Processing and Communications (IEEE-SPCOM 2010). Indian Institute of Science, Bangalore, 18–21 July 2010.
11. *Mobasseri Bijan G.* // Signal processing. 2000. **80**. P. 251.
12. *Rondeau T.W., Le B., Rieser C.J., Bostian C.W.* // Software Defined Radio Forum Technical Conference. 2004. P. 3.
13. *Hecht-Nielsen R.* // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks. San Diego, 1987. **3**. P. 11.
14. *Riedmiller M., Braun H.* A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm. San Francisco, 1993.
15. *Аджемов С.С., Стогов А.А., Терешонок М.В.* и др. // T-Comm — Телекоммуникации и Транспорт. 2011. **11**. С. 4.
16. *Popoola J.J.* // J. of Engineering Science and Technology. 2014. **9**, N 2. P. 273.
17. *Li Ch., Liu J.*// TELKOMNIKA. 2014. **12**, N 2. P. 1343.

Type recognition of the digital modulation of radio signals using neural networks

S. S. Adjemov, M. V. Tereshonok[a], D. S. Chirov

Moscow Technical University of Communications and Informatics (MTUCI), Moscow 111024, Russia.
E-mail: [a] tereshonok@srd.mtuci.ru.

The results of the application of artificial neural networks for the problem of type recognition of the digital modulation of radio signals are presented. The cumulants of the second and fourth orders, as calculated according to the values of recorded signal samples, are proposed as a recognition sign. The choice of informative features (in this case, a set of cumulants) and the formation of the decision rules are carried out in an expert way from a set of types of signal modulation that are required for recognition. Studies in this field show that the formation of distinction rules (classifiers) may be carried out using various intelligent analytical tools, such as artificial neural networks. The use of a multilayer perceptron as a classification (recognition) device enables one to automate the process of the formation of the decision rules for type recognition of the digital modulation of radio signals. This method provides a sufficiently high (0.7–0.99) probability of the correct recognition of signals with frequency (FSK), phase (PSK), amplitude (ASK), and quadrature phase (QAM) shift keying in the absence of synchronization of the receiving system at the carrier frequency.

Keywords: artificial neural networks, pattern recognition, digital modulation, radio signal, cumulant.
PACS: 07.05.Mh, 84.35.+i, 84.40.Ua.
Received 27 August 2014.

English version: *Moscow University Physics Bulletin* 1(2015).

Сведения об авторах

1. Аджемов Сергей Сергеевич — доктор техн. наук, профессор, нач. НИО МТУСИ; тел.: (495) 957-78-44, e-mail: adjemov@srd.mtuci.ru.
2. Терешонок Максим Валерьевич — канд. техн. наук, зав. НИЛ МТУСИ; тел.: (495) 957-78-44, e-mail: tereshonok@srd.mtuci.ru.
3. Чиров Денис Сергеевич — доктор техн. наук, доцент, вед. науч. сотр. МТУСИ; тел.: (495) 957-77-52, e-mail: chirov@srd.mtuci.ru.