

# Технологии ЭМС

## В номере:

- Анализ рынка радиорелейных и тропосферных станций о обоснование перспективных направлений их создания разрядам
- Анализ комплексных сетей радиосвязи для решения задач передачи данных удаленного доступа и перспективы их развития
- Принципы построения сетей связи для полевых транспортных сетей и мобильных узлов доступа
- Радиорелейная связь для вооруженных сил: вчера, сегодня, завтра
- Методы кооперативной ретрансляции в распределенных радиосистемах передачи информации
- Теоретико-игровой подход к оптимизации распределения мощности в многопользовательской беспроводной сети с ретрансляцией
- Защита радиоканалов наземных станций спутниковой связи и управления от преднамеренных помех методом пространственной обработки сигналов
- Защита от помех систем спутниковой связи
- Тропосферная связь. История и перспективы
- Принципы построения линии загоризонтной связи с выбором оптимальной частоты
- Основные направления развития и совершенствования средств радиоэлектронной борьбы с современными системами управления
- Модель радиоэлектронного подавления и обеспечения помехоустойчивости радиорелейных и тропосферных средств связи нового поколения
- Методы интеллектуального анализа в задачах оценки устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ
- Унифицированные модули цифрового формирования и обработки сигналов.

## Технологии электромагнитной совместимости Technologies of electromagnetic compatibility 2012. № 2(41).

### УЧРЕДИТЕЛЬ ЖУРНАЛА:

ООО «Издательский Дом «ТЕХНОЛОГИИ».

Зарегистрирован в Министерстве Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций. Регистрационное свидетельство ПИ № 77-9669 от 24 августа 2001 года

Оформить подписку можно по объединенному каталогу «Пресса России»: 10362 — полугодовой индекс; в издательстве (предпочтительно) (8-985-134-4367).

Главный редактор журнала,  
председатель редакционного совета  
КЕЧИЕВ ЛЕОНИД НИКОЛАЕВИЧ, д.т.н., проф.  
Зам. главного редактора журнала  
КАРМАШЕВ ВИКТОР СЕРГЕЕВИЧ  
АЛЕПИН АНДРЕЙ ВЛАДИМИРОВИЧ, к.т.н.  
Редакционный совет:  
АКБАШЕВ БЕСЛАН БОРИСОВИЧ, д.т.н.  
БАЛЮК НИКОЛАЙ ВАСИЛЬЕВИЧ, д.т.н., проф.  
ВОРШЕВСКИЙ АЛЕКСАНДР АЛЕКСЕЕВИЧ, д.т.н., проф.  
КИРИЛЛОВ ВЛАДИМИР ЮРЬЕВИЧ, д.т.н., проф.  
КОСТРОМИНОВ АЛЕКСАНДР МИХАЙЛОВИЧ,  
д.т.н., проф.  
КРИВОВ АНАТОЛИЙ СЕРГЕЕВИЧ, д.т.н., проф.  
МЫРОВА ЛЮДМИЛА ОШЕРОВНА, д.т.н., проф.  
НЕФЕДОВ ВИКТОР ИВАНОВИЧ, д.т.н., проф.  
ПИКИТИНА ВАЛЕНТИНА НИКОЛАЕВНА, д.мел.н., проф.  
НИКИФОРОВ ВЛАДИМИР ВАСИЛЬЕВИЧ, к.т.н.  
ОЛЬШЕВСКИЙ АЛЕКСАНДР НИКОЛАЕВИЧ, к.т.н.  
ПОЖИДАЕВ ЕВГЕНИЙ ДМИТРИЕВИЧ, д.т.н., проф.  
ПУГАЧЕВ СЕРГЕЙ ВАСИЛЬЕВИЧ  
САРЫЛОВ ВЛАДИМИР НИКОЛАЕВИЧ  
САХАРОВ КОНСТАНТИН ЮРЬЕВИЧ, д.т.н., с.н.с.  
СТЕПАНОВ ПАВЕЛ ВЛАДИМИРОВИЧ, д.т.н., проф.  
СУХОРУКОВ СЕРГЕЙ АРСЕНЬЕВИЧ, к.т.н., доцент  
ТУХАС ВЯЧЕСЛАВ АНАТОЛЬЕВИЧ, д.т.н., проф.  
ФОМИНИЧ ЭДУАРД НИКОЛАЕВИЧ, д.т.н., проф.  
ЧЕРМОШЕНЦЕВ СЕРГЕЙ ФЕДОРОВИЧ, д.т.н., проф.

ИЗДАТЕЛЬ ЖУРНАЛА:  
ООО «Издательский Дом «ТЕХНОЛОГИИ».  
Издается при содействии кафедры РТУиС  
МИЭМ-НИУ ВШЭ.

Главный редактор СТАСЬ Константин Николаевич  
Исполнительный директор  
ЛЕОНТЬЕВА Анна Анатольевна  
Адрес: 105005, Москва, Наб. академика Туполева, 15,  
стр. 29, оф. 117.  
ООО «Издательский Дом «ТЕХНОЛОГИИ»  
Редакция: тел./факс (495) 917-9090,  
e-mail: kln1940@gmail.com.

Статьи рецензируются. Статьи опубликованы в авторской редакции. Мнение членов редакционного совета может не совпадать с точкой зрения авторов публикаций. Перепечатка материалов допускается только с письменного разрешения редакции. Рукописи не возвращаются.

ISSN 1729-2670

Журнал включен в перечень ведущих журналов и изданий Высшей аттестационной комиссии (ВАК).

Журнал включен в Реферативный журнал и Базы данных ВИНИТИ. Сведения о журнале ежегодно публикуются в международном справочнике по периодическим и продолжающимся изданиям «Ulrich's Periodicals Directory».

### Содержание

<i>Шевырев А.В.</i> Анализ рынка радиорелейных и тропосферных станций и обоснование перспективных направлений их создания.....	3
<i>Невзоров Ю.В.</i> Анализ комплексных сетей радиосвязи для решения задач передачи данных удаленного доступа и перспективы их развития.....	11
<i>Милицула А.В., Невзоров Ю.В.</i> Принципы построения сетей связи для полевых транспортных сетей и мобильных узлов доступа.....	17
<i>Безруков В.Г., Мусаелин С.А.</i> Радиорелейная связь для вооруженных сил: вчера, сегодня, завтра.....	21
<i>Невзоров Ю.В., Султанов А.С., Милицула А.В.</i> Методы кооперативной ретрансляции в распределенных радиосистемах передачи информации.....	26
<i>Невзоров Ю.В., Султанов А.С., Милицула А.В.</i> Теоретико-игровой подход к оптимизации распределения мощности в многопользовательской беспроводной сети с ретрансляцией.....	33
<i>Соколинский А.Г., Милицула А.В.</i> Защита радиоканалов наземных станций спутниковой связи и управления от преднамеренных помех методом пространственной обработки сигналов.....	41
<i>Аштенкова И.Ю., Грибанов А.С., Янкин А.И., Панкин А.В.</i> Защита от помех систем спутниковой связи.....	48
<i>Серов В.В.</i> Тропосферная связь. История и перспективы.....	55
<i>Мацков А.А., Муха Р.Н., Серов В.В., Цодиков М.И.</i> Принципы построения линии загоризонтной связи с выбором оптимальной частоты.....	61
<i>Шевырев А.В., Безруков В.Г., Курочкин В.Ф., Янкин А.И.</i> Основные направления развития и совершенствования средств радиоэлектронной борьбы с современными системами управления.....	68
<i>Мырова Л.О., Янкин А.И., Милицула А.В.</i> Модель радиоэлектронного подавления и обеспечения помехоустойчивости радиорелейных и тропосферных средств связи нового поколения.....	73
<i>Мырова Л.О., Царегородцев А.В., Михайлов В.А., Янкин А.И., Воскобович В.В.</i> Методы интеллектуального анализа в задачах оценки устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ.....	79
<i>Андреев Б.А., Крылов Г.А.</i> Унифицированные модули цифрового формирования и обработки сигналов.....	90

УДК 621.371.39

**Л.О.Мырова, А.В.Царегородцев, В.А. Михайлов,  
А.И.Янкин, В.В.Воскобович**

## **Методы интеллектуального анализа в задачах оценки устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ**

*Проводится анализ существующих подходов применения интеллектуальных методов для решения задачи обнаружения деструктивных ЭМВ на ИКС. Предлагается использовать интеллектуальные системы на основе нейронных сетей интегрированные со средствами нечеткой логики для обнаружения деструктивных электромагнитных воздействий на ИКС, что позволит учитывать априорные знания экспертов по проблемной области или данные экспериментальных исследований.*

**инфокоммуникационная система, электромагнитное воздействие, интеллектуальная система, нейронная сеть, нечеткая логика, экспертная система**

### **Введение**

Оценка устойчивости инфокоммуникационной системы (ИКС) к действию электромагнитных полей (ЭМП) включает в себя определение параметров электромагнитных полей, воздействующих на подсистемы ИКС и последующую оценку воздействия этих ЭМП на работоспособность отдельных элементов и узлов ИКС и системы в целом.

Для идентификации воздействия ЭМИ на элементы и узлы ИКС очень важно определить момент начала электромагнитного воздействия и принять своевременные меры по предотвращению разрушительных для ИКС последствий. Необходимо отметить, что отличительной чертой воздействия ЭМИ на современные ИКС является не физическое разрушение элементной базы ИКС и каналов связи, а нарушение логической целостности информации, передаваемой по линиям связи и обрабатываемой вычислительными средствами.

Анализ методов и средств оценки воздействия электромагнитных импульсов (ЭМИ) на ИКС показал, что для достоверной оценки устойчивости ИКС к воздействию ЭМИ требуется разработка новых расчетных моделей оценки воздействия полей ЭМИ на элементы и узлы ИКС с возможностью их интеграции в рамках единого комплекса, позволяющего проводить интеллектуальный анализ и оценку параметров искажений информационного потока в системе для предотвращения деструктивного действия ЭМИ на ИКС.

### **Структура интеллектуальной системы анализа устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ**

Интеллектуальная система анализа устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ должна проводить анализ и оценку устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ на этапе проектирования и эксплуатации (рис. 1).

Для удовлетворения данного требования предполагается использовать подход, при котором проводится анализ модели ИКС. Данная модель строится на базе спецификаций, описывающих конфигурацию сети (топологию, состав программного обеспечения (ПО) и аппаратных средств (АС)) и реализуемую в ней политику безопасности. На этапе проектирования ИКС спецификации формируются проектировщиком, на этапе эксплуатации – в автоматическом режиме при помощи программных агентов, функционирующих на хостах.

Для реализации анализа устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ на этапах проектирования и эксплуатации необходимо разработать модели воздействий ЭМИ на элементы и узлы анализируемой ИКС, построения сценариев ЭМИ воздействий на элементы и узлы ИКС и оценки уровня стойкости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ.

Во время работы интеллектуальная система должна формировать сценарии электромагнитных воздействий на элементы и узлы ИКС, учитывать модели ЭМИ на элементы и узлы ИКС на всем диапазоне частот, производить расчет множества показателей, характеризующих устойчивость ИКС в целом и ее отдельных подсистем к воздействию ЭМИ, учитывать топологию анализируемой сети, состав аппаратных средств и программного обеспечения, реализуемой политики безопасности. Результатом работы интеллектуальной системы являются множество обнаруженных уязвимостей, сценарии ЭМИ воздействий, наиболее критичные компоненты сети, вероятность выхода из строя которых наивысшая, множество показателей устойчивости, рекомендации по повышению уровня стойкости анализируемой сети.

Полученные результаты гарантируют выработку обоснованных рекомендаций повышения устойчивости ИКС в целом.

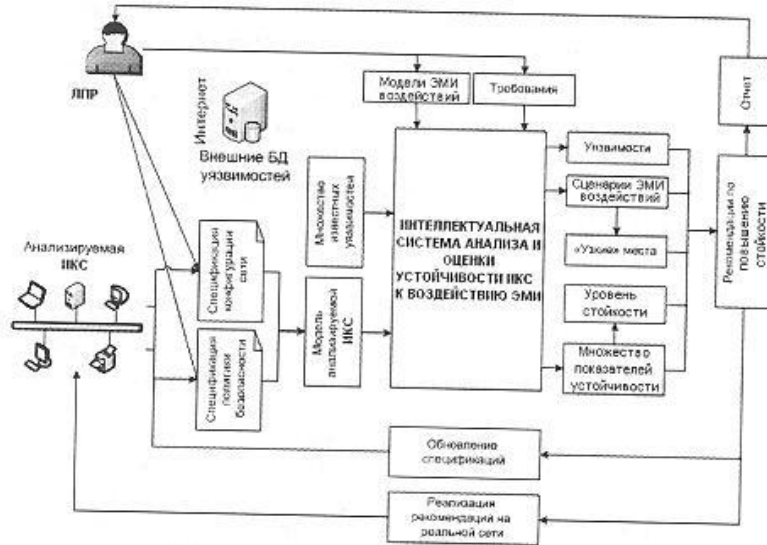


Рис. 1. Структура интеллектуальной системы анализа устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ

Обозначим  $G$  – множество рекомендаций, формируемых системой анализа устойчивости и направленных на повышение стойкости ИКС ( $Network$ ) к воздействию ЭМИ. Пусть  $Network_G$  – исходная ИКС с реализованным в ней множеством рекомендаций  $G$ ,  $SecurityLevel(Network_G) \rightarrow \max$  – функция, результатом которой является уровень стойкости сети  $Network$  к деструктивным воздействиям ЭМИ.

Тогда целевой функцией метода анализа устойчивости ИКС к воздействию ЭМИ является повышение общего уровня стойкости сети  $SecurityLevel(Network_G) \rightarrow \max$  (в частном случае целевая функция может быть задана в виде  $SecurityLevel(Network_G) \rightarrow SL^{ТРЕБ}$ , где  $SL^{ТРЕБ}$  – требуемый уровень стойкости), при соблюдении требований к остальным свойствам системы:

- к своевременности:  $P_{CB}(t \leq T^{ДОП}) \geq P_{CB}^{ДОП}$ , где  $P_{CB}^{ДОП} = 0.99$  и допустимом времени проведения анализа  $T_{пр}^{ДОП} = T_{пр}^{ТР}$ , где при анализе сетей размером до 40 хостов на этапе проектирования  $T_{пр}^{ТР} = 45$  мин. и на этапе эксплуатации  $T_{эк}^{ТР} = 25$  мин ( $T_{эк}^{ТР} > T_{пр}^{ТР}$ , так как на этапе эксплуатации возможна частичная автоматизация подготовленного этапа методологии);
- к обоснованности:  $N_C \geq \max_{s \in S} N_C^S$ ,  $N_Y \geq \max_{s \in S} N_Y^S$  и  $N_{II} \geq \max_{s \in S} N_{II}^S$ , и, где  $N_C, N_Y, N_{II}$  – количество анализируемых сценариев воздействий ЭМИ на элементы и узлы ИКС, число обнаруженных уязвимостей и число учитываемых параметров разработанным прототипом интеллекту-

альной системы,  $S$  – множество существующих систем,  $N_C^S, N_Y^S, N_{II}^S$  – количество анализируемых сценариев воздействий ЭМИ на элементы и узлы ИКС, обнаруженных уязвимостей и учитываемых параметров разрабатываемой ИСАУ  $s$  соответственно. Множество учитываемых параметров состоит из следующих элементов:

- а) учет конфигурации анализируемой сети (хосты, концентраторы, различные ОС, сетевые сервисы, топология и др.);
- б) учет политики безопасности (правил фильтрации, аутентификации, экранирования, зондирования и др.);
- в) учет параметров ЭМИ (место воздействия, временных, частотных, энергетических характеристик и т.д.);
- г) общие параметры (обновление БД ЭМИ воздействий, сценариев ЭМИ воздействий, возможность задания множества анализируемых хостов);

- к ресурсопотреблению:  $P_{\text{PEC}}(r \leq R^{\text{доп}}) \geq P_{\text{PEC}}^{\text{доп}}$ , где  $P_{\text{PEC}}^{\text{доп}} = 0.99$ ,  $R^{\text{доп}} = 0.15$  (15 % от общего ресурса, доступного для решения задач) для критических ресурсов ИКС.

#### Интеллектуальные методы решения задач оценки устойчивости элементов и узлов ИКС к деструктивному действию ЭМИ

Как отмечалось ранее для осуществления интеллектуального анализа устойчивости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ необходимо разработать систему обнаружения деструктивных ЭМВ, позволяющую осуществлять интеллектуальный анализ сценариев электромагнитных воздействий на элементы и узлы ИКС и оценку уровня стойкости ИКС к деструктивному воздействию ЭМИ. Результатом работы системы должны являться множество обнаруженных уязвимостей, сценарии ЭМИ воздействий, наиболее критичные компоненты сети, вероятность выхода из строя которых наивысшая, множество показателей устойчивости и рекомендации по повышению уровня стойкости анализируемой сети.

Анализ публикаций о применении интеллектуальных средств для решения задач оценки устойчивости элементов и узлов ИКС к деструктивному действию ЭМИ, в частности, посвященных адаптивным системам обнаружения деструктивных воздействий различной природы на ИКС, показал, что в качестве интеллектуального инструмента обычно используются основанные на правилах экспертные системы (ЭС), нейронные сети (НС), системы нечеткой логики (НЛ) и гибридные интеллектуальные системы, объединяющие в различных сочетаниях вышеназванные подходы.

Типовая структура СОДЭМВ включает в себя, по меньшей мере, 5 групп функциональных компонентов (рис. 2):

- модули-датчики (модули-сенсоры), предназначенные для сбора информации об ИКС;
- модули выявления ЭМВ, осуществляющие обработку данных, собранных датчиками;
- модули реагирования на ЭМВ;
- базу данных для хранения информации, собранной датчиками, а также о работе СОДЭМВ;
- модули управления компонентами СОДЭМВ.

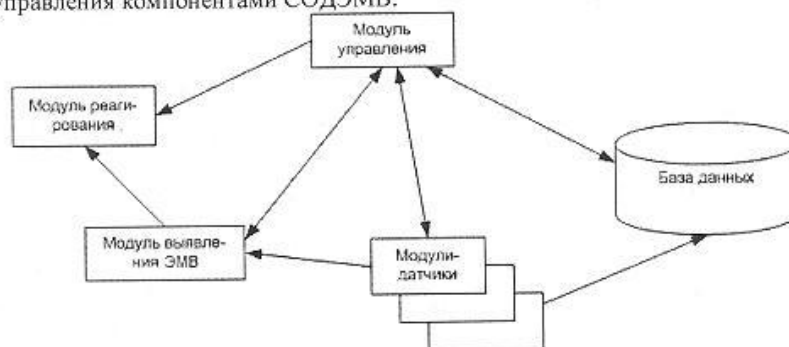


Рис. 2. Структура СОДЭМВ

Таблица 1

## Анализ методов сбора информации СОДЭМВ

Критерии сопоставления	Функциональные характеристики	
	Сетевые датчики (СД)	Датчики уровня хоста (ХД)
Обработка данных, передаваемых по защищенным каналам связи	СД не способны осуществлять обработку данных, передаваемых по защищенным каналам связи, сформированных на основе таких криптопротоколов, как IPsec и SSL/TLS. Объясняется это тем, что вышеназванные криптопротоколы обеспечивают шифрование передаваемых данных на сетевом и прикладном уровнях, в то время как СД осуществляют перехват сетевого трафика только на канальном уровне, где он еще находится в зашифрованном виде. Как результат, СД не может предоставить СОДЭМВ информацию, необходимую для обнаружения ЭМВ.	ХД, в отличие от СД, способны обрабатывать данные, передаваемые по защищенным сетевым соединениям. Наличие такой функции обусловлено тем, что они имеют возможность перехватывать сетевой трафик, как на канальном, так и на вышележащих уровнях модели взаимодействия открытых систем (ВОС).
Обработка сетевого трафика, передаваемого по высокоскоростным каналам связи	Поскольку СД осуществляют обработку всего сетевого трафика, передаваемого по каналу связи, то при высоких скоростях передачи (1 Гбит/с и выше) большая часть из существующих СД не успевают обработать все перехваченные пакеты данных, что приводит к их отбрасыванию. Этот недостаток может привести к тому, что СОДЭМВ не сможет обнаружить некоторые воздействия.	ХД обрабатывают только те пакеты, которые поступают на данный хост. Это позволяет равномерно распределить нагрузку среди имеющихся ХД и исключить ситуацию, при которой датчик не сможет обработать поступивший пакет из-за перегрузки.
Защита коммуникационного оборудования сети (коммутаторов, маршрутизаторов и др.)	СД могут быть установлены в канал связи перед межсетевым экраном (МСЭ) или коммуникационным оборудованием. Это позволяет контролировать поступающий трафик и обеспечивает возможность обнаружения воздействий на МСЭ и коммуникационное оборудование.	ХД не могут быть установлены непосредственно на межсетевой экран и коммуникационное оборудование сети, поэтому этот тип датчиков не позволяет обеспечить сбор информации об их работе.
Работа датчиков в сегментах сети, состоящих из большого числа хостов	Для того чтобы обеспечить возможность обнаружения ЭМВ в сетевом сегменте, включающем в себя большое количество хостов, достаточно установить один СД, что позволит осуществлять сбор информации обо всех пакетах данных, циркулирующих в сегменте.	Для оценки устойчивости сетевого сегмента, состоящего из большого количества узлов при помощи ХД, необходима их установка на каждом компьютере сегмента. Однако такая схема установки не всегда приемлема в виду больших материальных затрат.
Влияние на производительность сети	СД устанавливается на выделенный компьютер и не оказывает влияния на производительность сети.	Поскольку ХД устанавливаются на те узлы сети, воздействия на которые необходимо обнаруживать, то в процессе своего функционирования хостовые датчики потребляют часть программно-аппаратных ресурсов того узла, на котором они установлены.
Источники исходных данных	СД позволяют осуществлять сбор информации, касающейся передаваемых пакетов данных.	ХД, помимо информации о сетевом трафике, поступающем в узел сети, могут использовать источники данных, расположенные на сетевом узле.

Вышеперечисленные компоненты могут быть территориально и функционально распределены в сети.

Функционирование СОДЭМВ основано на информации, собранной модулями-датчиками. От того, насколько оперативно и качественно датчики предоставляют информацию модулям выявления ЭМВ, во многом зависит эффективность работы системы обнаружения ЭМВ. Поэтому целесообразно проанализировать существующие методы реализации датчиков и сбора информации с целью повышения эффективности систем обеспечения устойчивости ИКС (табл. 1).

Одним из самых сложных компонентов системы обнаружения деструктивных ЭМВ является модуль выявления ЭМВ. Именно от него зависит успешное функционирование системы в целом, а также стойкость сети. Проведенный анализ позволяет сделать вывод о том, что одним из наиболее

перспективных направлений деятельности в области обнаружения деструктивных ЭМВ на ИКС является развитие интеллектуальных методов.

### Нейросетевые методы обнаружения деструктивных ЭМВ

Нейронные сети (НС) наиболее часто используются для интеллектуального анализа информации, т.к. обладают способностью консолидировать информацию за счет выявления значимых признаков и скрытых закономерностей в исходных массивах разнородных данных. Большинство задач решаются с применением многослойных НС.

Многослойная нейронная сеть (рис. 3) состоит из входного слоя, по крайней мере, одного скрытого слоя и выходного слоя НС. Входной слой НС играет роль репликатора входного вектора для обеспечения всех формальных нейронов (ФН) первого скрытого слоя НС соответствующей копией координат входных сигналов.

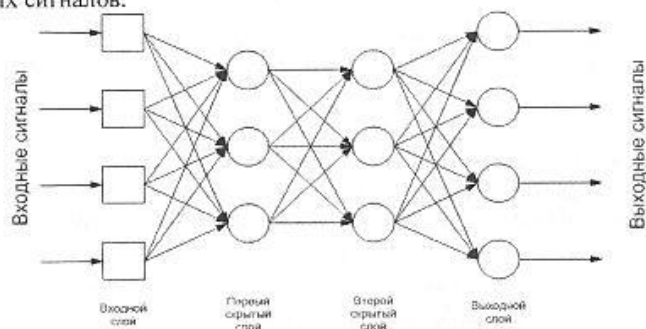


Рис. 3. Многослойная нейронная сеть

Основная вычислительная нагрузка нейронной сети ложится на систему взвешенных межнейронных связей скрытых и выходного слоев НС.

Обученная НС фиксирует требуемое преобразование входного вектора в вектор выходных сигналов в системе взвешенных межнейронных связей, которая образует избыточное распределенное информационное поле нейронной сети. Другими словами, скрытые и выходной слой НС запоминают в системе взвешенных межнейронных связей заданное функциональное преобразование входной информации в выходную.

Вычислительный процесс преобразования входного вектора в выходной выполняется за счет взаимодействия оперативной информации в виде входного и промежуточных векторов с долговременной информацией информационного поля НС, которое осуществляется во взвешенных межнейронных связях и нейронах последовательно расположенных слоев НС.

Доказано, что нейронной сетью с одним скрытым слоем и прямыми полными связями можно представить любую непрерывную функцию входных сигналов, для чего достаточно в случае  $n$ -мерного входного вектора  $2n+1$  ФН скрытого слоя с ограниченными функциями активации. Ограничения по числу слоев и ФН связаны, в первую очередь, ростом по экспоненте вычислительных затрат при программной эмуляции НС.

Способность к обучению является фундаментальным свойством НС, необходимым для построения адаптивных средств обнаружения деструктивных ЭМВ на ИКС. Процесс обучения НС может рассматриваться как коррекция взвешенных межнейронных связей сети, образующих распределенное информационное поле НС, в соответствии с требуемой функциональной зависимостью выходного вектора от значений входного вектора НС.

Коррекции подлежат веса взвешенных связей, топология НС или и то и другое.

Возможность самообучения – необходимый атрибут НС для анализа и выявления скрытых закономерностей во входной информации, свойственных задаче обнаружения деструктивных ЭМВ на ИКС. Метод самообучения НС не предполагает наличия готовых ответов на входные воздействия, а, исходя из внутренних закономерностей данных, создаст в НС условия для разбиения входных векторов по категориям и формирования структуры классов данных. В качестве эксперта НС выступают заключенные в данных избыточная информация и скрытые закономерности. Уменьшение нейронными сетями степени избыточности входной информации позволяет выделять существенные независи-

мые признаки, что позволяет выявлять скрытые в данных закономерности для идентификации воздействий на ИКС.

В основе самообучающихся НС лежит правило, сформулированное Хеббом, учитывающее степень активности входов и выхода ФН и содержащее идею самоорганизации НС: «Если нейроны с обеих сторон синапса активизируются одновременно и регулярно, то сила синаптической связи возрастает».

Корректировку синаптической связи с весом  $W_{ij}$  между выходом  $i$ -го нейрона и входом  $j$ -го ФН в результате выполнения  $p$ -й итерации по правилу Хебба можно представить, например, в виде:

$$\Delta w_{ij}(p) = \eta y_j(p) x_i(p),$$

где  $\eta$  – параметр скорости обучения, а  $x_i(p)$  и  $y_j(p)$  – соответственно значения пресинаптической и постсинаптической активности. В дифференциальном представлении правила Хебба сильнее обучаются синапсы, соединяющие те ФН, выходы которых наиболее динамично изменились в сторону увеличения:

$$\Delta w_{ij}(p) = \eta [x_i(p) - x_i(p-1)] [y_j(p) - y_j(p-1)].$$

Следует ограничивать возрастание вектора весов ФН, например, правилом снижения силы синаптической связи: «Если нейроны с обеих сторон синапса активизируются асинхронно, то сила синаптической связи ослабевает». Для ограничения весов в правило Хебба вводят коэффициент «забвения»:

$$\Delta w_{ij}(p) = \eta y_j(p) x_i(p) - \phi y_j(p) w_{ij}(p),$$

где  $\phi$  – коэффициент забывания, значения которого находятся в интервале между 0 и 1 (обычно 0,01 и 0,1).

Обобщенный алгоритм обучения по Хеббу представляется в виде последовательности итераций, начиная с  $p = 1$ :

На этапе инициализации взвешенным связям информационного поля НС присваивают небольшие случайные значения в интервале  $[0, 1]$ , а параметру скорости  $\eta$  и коэффициенту забывания  $\phi$  – небольшие положительные значения.

На этапе активации для итерации с номером  $p$  вычисляется значение  $y_j(p)$  постсинаптической активности на выходе каждого  $j$ -го ФН:

$$y_j(p) = \sum_{i=1}^n x_i(p) w_{ij}(p) - w_{j0}, \forall j,$$

где  $n$  – число входов ФН, и  $w_{j0}$  – значение порога срабатывания  $j$ -го ФН.

На этапе обучения производится коррекция весов межнейронных связей информационного поля НС:

$$\Delta w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p), \forall i, j,$$

где  $\Delta w_{ij}(p)$  определяется в соответствии с обобщенным правилом:

$$\Delta w_{ij}(p) = \phi y_j(p) [\lambda x_i(p) - w_{ij}(p)].$$

На этапе завершения обучения проверяется достижение заданной стационарности результата работы НС. Если, к примеру, евклидово расстояние между выходными векторами двух последних итераций превышает заданное значение, то получает приращение номер итерации  $p$  и повторяются этапы алгоритма, начиная с п. 2. Иначе – НС обучена.

Так как состояние нейронов выходного слоя обученной НС заранее не известно в силу случайного распределения весов на стадии инициализации, то для приведения выходного вектора обученной сети к удобному представлению следует ввести в НС дополнительный выходной слой, который, например, будет настроен по алгоритму обратного распространения ошибки. Иначе говоря, для настройки взвешенных связей всех слоев НС (кроме выходного) будет использовано самообучение, а выходной слой будет обучен по образцам.

Для визуализации результатов самоорганизации НС используют специальный класс нейронных сетей, называемых, самоорганизующимися картами Кохонена, которые основаны на принципе



топографического формирования отображения: «Близкие входные векторы возбуждают близкие нейроны выходного слоя НС».

Алгоритм Кохонена – предусматривает подстройку взвешенных связей исходя из значений весов на предыдущей итерации

$$\Delta w_{ij}(p) = \eta[x_i(p) - w_{ij}(p-1)].$$

Алгоритм Кохонена подобен обучению по правилу Хебба, но на этапе 3 из слоя НС выбирается ФН-победитель, значения синапсов которого максимально совпадают с входным вектором, и подстройка весов проводится только для него. Остальные ФН слоя затормаживаются за счет боковых затормаживающих связей (рис. 4).

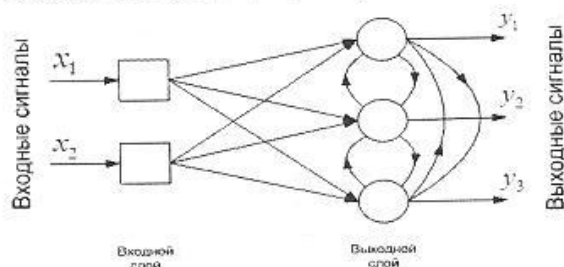


Рис. 4. Графическая иллюстрация алгоритма Кохонена

Самоорганизующиеся карты Кохонена представляются в виде двумерного массива нейронов, причем каждый ФН связан со всеми  $d$  входными узлами (на рис. 5  $d = 2$ ), ФН – победитель – черный, его ближайшие соседи по окрестности – серые ФН, не активируемые в данной итерации ФН – белые. После выбора в слое ФН-победителя обучается также и его ближайшие соседи, расположенные в окрестности. Начальный размер окрестности часто устанавливается в пределах от 1/2 до 2/3 размера сети и сокращается согласно определенному закону (например, по экспоненциально убывающей зависимости). Во время обучения модифицируются веса, связанные с победителем и его соседями. Таким образом, чем ближе конец обучения, тем точнее определяется группа нейронов, отвечающих каждому классу образов.

#### Гибридные средства обнаружения деструктивных ЭМВ на ИКС

Сравнение экспертных систем, нечетких систем (НЛ), нейронных сетей и генетических алгоритмов позволяет выделить технологии по критерию возможности манипулирования с нечеткими и не вполне достоверными данными, что свойственно системам обнаружения деструктивных ЭМВ на ИКС, а именно: НС, системы НЛ и ГА. Причем последние ориентированы на решение оптимизационных задач, в то время как нейросетевые системы – на решение задач анализа и выявления скрытых закономерностей в данных.

В гибридных средствах, используемых для решения задач интеллектуального анализа данных и поиска скрытых закономерностей, сочетаются достоинства отдельных интеллектуальных механизмов. В каждом из подходов имеются свои достоинства и недостатки (табл. 2).

Слабыми сторонами НС считаются не вполне «прозрачные» с точки зрения пользователя представление знаний в информационном поле НС и неочевидность процесса формирования результатов работы нейронной сетью. Для устранения отмеченных недостатков целесообразно сочетание инструментария НС либо с подходом нечеткой логики, либо с экспертными системами.

#### Нейросетевые экспертные системы в задачах обнаружения деструктивных ЭМВ

Можно выделить следующие варианты применения НС в системах обнаружения деструктивных ЭМВ. Дополнение нейронной сетью существующих экспертных систем для снижения числа ложных срабатываний, присущих экспертной системе. Так как экспертная система получает от НС данные только о событиях, которые рассматриваются в качестве подозрительных, чувствительность системы возрастает. Если обученная НС получила возможность идентифицировать новые воздействия, то экспертную систему также следует обновить. Иначе новые воздействия будут игнорироваться экспертной системой, прежние правила которой не описывают данную угрозу.

Если НС представляет собой отдельную систему обнаружения ЭМВ, то она обрабатывает трафик и анализирует информацию на наличие в нем искажений. Любые случаи, которые идентифицируются с указанием на ЭМВ, перенаправляются к ЛППР или используются системой автоматического реагирования на ЭМВ. Этот подход обладает преимуществом в скорости по сравнению с предыдущим подходом, т.к. существует только один уровень анализа, а сама система обладает свойством адаптивности.

При этом следует иметь в виду, что нейронные сети и экспертные системы существенно различаются по способам представления и обработки информации. НС ориентированы на распределенную обработку данных, в ходе которой сложно найти аналог рассуждений, процесс решения задачи логически «не прозрачен», а накопленные в процессе обучения знания распределены по всему информационному полю НС, что затрудняет объяснение их конкретного местоположения и делает трудновыполнимым отражение в информационное поле необученной нейронной сети априорного опыта квалифицированных специалистов по ЭМС.

Сравнительная характеристика интеллектуальных методов

Таблица 2

	Экспертные системы	Нечеткие системы	Нейронные сети	Генетические алгоритмы
Представление знаний	○	●	◇	◆
Нечеткие выводы	◇	●	●	●
Адаптируемость	◇	◆	●	●
Способность обучения	◇	◇	●	●
Описание результата	●	●	◇	◆
Искусственный интеллект	◇	◆	●	○
Простота обслуживания	◇	○	●	○

Используемые обозначения: ◇ - плохо, ◆ - скорее плохо, ○ - скорее хорошо, ● - хорошо.

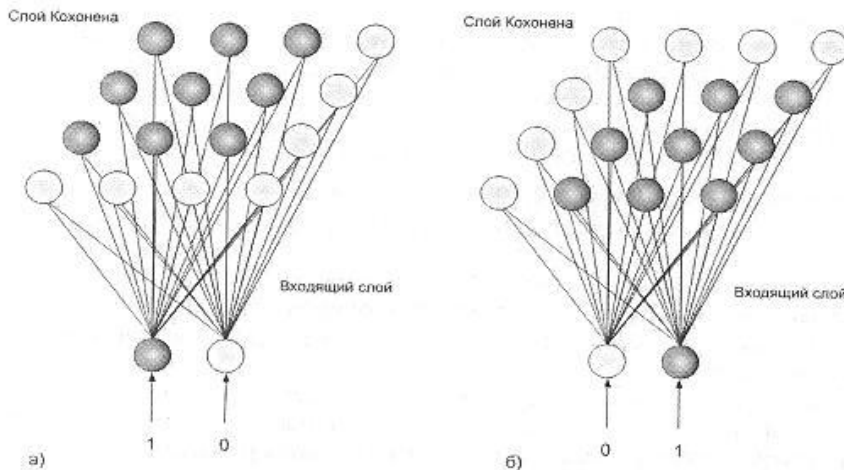


Рис. 5. Самоорганизующиеся карты Кохонена

Априорный опыт в экспертных системах представляется в «прозрачной» для пользователя иерархии правил IF-THEN, например, в виде дерева решений, а процесс логического вывода сходен с последовательным характером человеческих рассуждений. Известны методы организации цепочек рассуждений, управляемых данными и управляемых целью.

В отличие от экспертных систем НС обладают свойством адаптивности, причем сам процесс обучения достаточно прост и формализуем. В то же время, задача приобретения знаний экспертными системами в значительной мере трудоемка, т.к. основана на создании непротиворечивой системы логического вывода, основанной на личном опыте отдельных экспертов. Кроме того, ориентированная на четкие достоверные данные иерархия правил экспертной системы не обладает гибкостью и элементами самоорганизации. В то время как биологический мозг и его модель – искусственная НС выявляют зависимости и делают выводы в условиях неопределенности и неполной достоверности данных.

Основанная на правилах экспертная система состоит из базы знаний, информационной базы, механизма логического вывода, средств объяснения результатов и пользовательского интерфейса. Знания в экспертной системе организованы в виде системы правил вида: IF (условие) THEN (следствие). Система логического вывода осуществляет сравнение данных из информационной базы с полем базы знаний и в случае четкого совпадения активизируются заданные полем действия. Результаты работы экспертной системы доступны пользователю через диалоговый интерфейс, который позволя-

ет ознакомиться также с ходом логических «рассуждений» системы, повлекших получение данного результата.

Нейросетевая экспертная система (рис. 6) имеет во многом аналогичную организацию. Однако принципиальное отличие заключается в том, что база знаний нейросетевой экспертной системы организована в виде нейронной сети, знания в которой представлены в форме нечеткого адаптивного распределенного информационного поля.

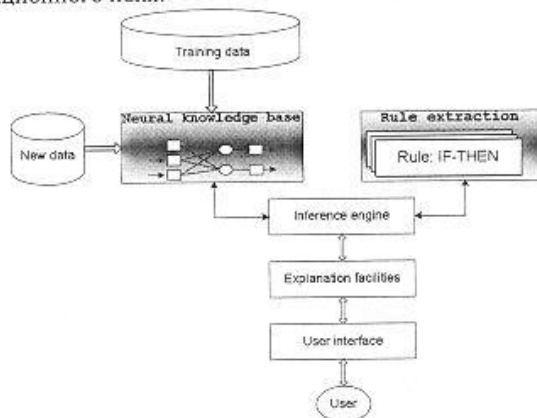


Рис. 6. Нейросетевая экспертная система

Если используется специализированная НС, то ее топология ориентирована на реализуемую систему правил (занесение априорного опыта экспертов в информационное поле НС), а взвешенные связи настраиваются в процессе предэксплуатационного обучения, например по обучающим образцам (training data). В процессе обучения НС автоматически уточняется сформулированная экспертами система правил, устраняются выявленные противоречия. То есть при загрузке система правил распределяется по структуре НС, формируя базу знаний нейросетевой экспертной системы, а процесс обучения адаптирует информационное поле по обучающим образцам, выявляя скрытые в них закономерности. Использование нейросетевой базы знаний позволяет устранить один из основных недостатков основанных на правилах экспертных систем – невозможность оперирования с не вполне достоверной информацией. На самом деле нейросетевая база знаний корректирует зашумленную и частично искаженную входную информацию (new data), что эквивалентно в IF-THEN правиле активации заданных полей действий даже в случае нечеткого выполнения условия. Активация нейросетевой базы знаний аналогична извлечению правила IF-THEN (rule extraction) из информационного поля нейронной сети.

Видоизменяются также и функции блока логического вывода, который оперирует уже нечеткими рассуждениями исходя из потока данных в нейро-экспертной системе.

#### Нейро-нечеткие методы для обнаружения деструктивных ЭМВ

Объединение возможностей нейронных сетей и нечеткой логики является наиболее перспективным подходом к организации интеллектуальных систем обнаружения деструктивных ЭМВ на ИКС. Согласно таблице 2 именно системы НЛ, которые компенсируют две основные «непрозрачности» НС: в представлении знаний и объяснений результатов работы интеллектуальной системы, наилучшим образом дополняют нейронные сети.

Нечеткая логика позволяет формализовать качественную информацию, полученную от экспертов в данной области знаний, и о веществе их в системе нечетких правил, позволяющих трактовать результаты работы системы.

Нейронные сети дают возможность отобразить алгоритмы нечеткого логического вывода в структуре НС, вводя тем самым в информационное поле сети априорную информацию, которая в процессе предэксплуатационного обучения может корректироваться аналогично случаю нейросетевой экспертной системы, рассмотренному выше.

В нечетких НС свойство адаптивности позволяет решать не только отдельно взятые задачи идентификации ЭМВ с имеющимися в системе шаблонами, но и автоматически формировать новые правила при изменении поля ЭМВ.

Нейро-нечеткая система представляет собой НС (рис. 7), которая является адаптивным функциональным эквивалентом нечеткой модели вывода, например, алгоритма Mamdani.

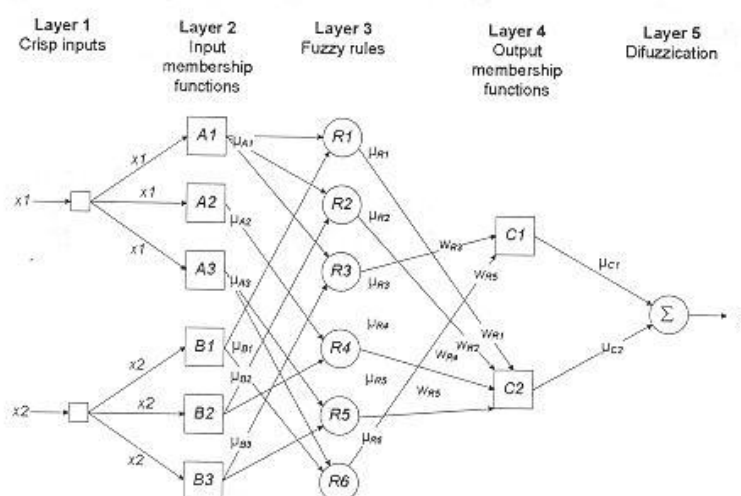


Рис. 7. Нейро-нечеткая сеть

Основные этапы нечеткого логического вывода непосредственно отражены в распределении специализации по слоям НС:

а) введение нечеткости (fuzzification) выполняется слоем входных функций принадлежности  $A_1$ - $A_3$   $B_1$ - $B_3$  (input membership functions), осуществляющих преобразование каждого из четких входных значений и crisp inputs в степень истинности соответствующей предпосылки для каждого правила  $\mu_{A_i}, \mu_{B_i}, i = 1, 2, 3$ ;

б) нечеткому логическому выводу соответствует слой нечетких правил  $R_1$ - $R_6$  (fuzzy rules), который по степени истинности предпосылок  $\mu_{A_i}, \mu_{B_i}, i = 1, 2, 3$  формирует заключения по каждому из правил  $\mu_{R_i}, i = \overline{1-6}$  – соответствующие нечеткие подмножества;

в) композиция нечетких подмножеств  $\mu_{R_i}, i = \overline{1-6}$  производится слоем выходных функций принадлежности  $C_1, C_2$  (output membership functions) с целью формирования нечетких подмножеств  $\mu_{C_i}, i = 1, 2$ ;

г) объединение (aggregation) нечетких подмножеств  $\mu_{C_i}, i = 1, 2$  и приведение к четкости (defuzzification) выполняется в выходном слое и приводит к формированию выходного четкого значения  $y$ .

Как и в случае нейросетевых экспертных систем существует необходимость коррекции информационного поля нейро-нечеткой системы путем предэксплуатационного обучения.

Знания экспертов по проблемной области или данных экспериментальных исследований, представленные в форме нечетких переменных и нечетких правил, могут быть прозрачным способом отражены в структуре нейро-нечеткой сети. Последующее обучение нечеткой НС позволяет не только настроить веса связей (т.е. откорректировать достоверность отдельных нечетких правил), но и устранить противоречивость системы нечетких правил в целом.

В случае отсутствия априорной информации по данной предметной области, но при достаточном объеме обучающей выборки нейро-нечеткая сеть автоматически преобразует скрытые в данных обучающей выборки закономерности в систему правил нечеткого логического вывода.

#### Заключение

Проведенный анализ существующих подходов применения интеллектуальных методов для решения задачи обнаружения деструктивных ЭМВ на ИКС показал, что наиболее эффективным подходом при

разработке адаптивных средств обнаружения деструктивных воздействий на ИКС является использование нейронных сетей или гибридных систем на их основе.

При этом, включение нечеткой логики в состав нейросетевых средств обнаружения деструктивных электромагнитных воздействий на ИКС позволяет учитывать априорные знания экспертов по проблемной области или данные экспериментальных исследований, реализовать присущее нейронным сетям нечеткое представление информации, извлекать знания из входных неполных и не вполне достоверных данных.

#### Список литературы

1. Царегородцев А.В. Принципы построения защищенных распределенных информационно-управляющих систем. – Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2004. – № 3. – С. 1–6.
2. Нестерук Г.Ф., Молдовян А.А., Костин А.А., Нестерук Ф.Г., Воскресенский С.И. Организация иерархической защиты информации на основе интеллектуальных средств нейро-нечеткой классификации. – Вопросы защиты информации. – 2005. – № 3. – С. 16–26.
3. Царегородцев А.В., Кислицын А.С. Основы синтеза защищенных телекоммуникационных систем. – М.: Радиотехника, 2006. – 244 с.
4. Герасименко В.Г., Авдеев В.Б., Бердышев А.В. Мощные сверхкороткоимпульсные и сверхширокополосные электромагнитные излучения и их помеховое и поражающее воздействие на электронную аппаратуру передачи-приема, обработки и хранения информации. – Воронеж: Научная книга, 2008. – 397 с.
5. Воскобович В.В., Мырова Л.О. Методы оценки воздействия мощных импульсных электромагнитных помех на телекоммуникационные системы. – Электросвязь. – 2002. – № 6. – С. 32–35.

*ФГУП «Московский научно-исследовательский радиотехнический институт» (МНИРТИ)  
Статья поступила 17.11.2012.*

*Myrova L.O., Tsaregorodtsev A.V., Mikhailov V.A., Yankin A.I., Voskobovich V.V.*

#### **The application of intelligent analysis methods to the problem of evaluating electromagnetic immunity (EMI) of info communication systems**

This paper investigates existing approaches to the application of intelligent techniques to the problem of destructive electromagnetic interference detection in info communication systems. It is proposed that neural network-based intelligent systems integrating tools of fuzzy logic be used for the detection of destructive electromagnetic interference detection in info communication systems, which will allow a priori expert knowledge as well as experimental results on the problem domain to be taken into account.

**Info communication system, electromagnetic effect, intelligent system, neural network, fuzzy logic, expert system**

*State Unitary Enterprise «Moscow Radiotechnical Scientific Research Institute» («MNI RTI»)*

## АВТОРЫ НОМЕРА

**Андреев Борис Антонович**, начальник НТЦ-3 ФГУП «МНИРТИ», тел. (495) 626-2554, [desch@mnirti.ru](mailto:desch@mnirti.ru).

**Анненкова Ирина Юрьевна**, ведущий инженер ЦСИ ФГУП «МНИРТИ», тел. 8-916-565-0531, [blumenstrasse7@yandex.ru](mailto:blumenstrasse7@yandex.ru).

**Безруков Виктор Георгиевич**, начальник ЦСИ ФГУП «МНИРТИ», тел. 495- 917-0530, [csi-mnirti@mail.ru](mailto:csi-mnirti@mail.ru).

**Воскобович Владимир Викторович**, к.т.н., проректор МГУСИ, тел. 8-916-672-9306.

**Грибанов Александр Сергеевич**, к.т.н., главный специалист ЦСИ ФГУП «МНИРТИ», тел. 8-916-573-8107, [gribanov.a@inbox.ru](mailto:gribanov.a@inbox.ru).

**Крылов Герман Александрович**, ведущий инженер НТЦ-3 ФГУП «МНИРТИ», тел. 495-626-2554, [german.micro@list.ru](mailto:german.micro@list.ru).

**Курочкин Владимир Федорович**, к.т.н., первый заместитель директора ФГУП «МНИРТИ», тел. 495-625-9703.

**Мацков Александр Александрович**, к.т.н., ведущий научный сотрудник ФГУП «МНИРТИ», тел.(495) 917-3426.

**Милигула Александр Васильевич**, заместитель директора ФГУП «МНИРТИ», тел. 495-917-7847, [a.miliqula@mnirti.ru](mailto:a.miliqula@mnirti.ru).

**Михайлов Виктор Алексеевич**, к.т.н., директор ФГУП НИИ «АРГОН», тел. 495-319-7867.

**Мусаелин Сергей Артаваздович**, к.т.н., главный специалист ОНТР ФГУП «МНИРТИ», тел. 495-917-3247, [samussa2@yandex.ru](mailto:samussa2@yandex.ru).

**Муха Рэм Николаевич**, начальник НТЦ ФГУП «МНИРТИ», тел. (495) 626-2518.

**Мырова Людмила Ошеровна**, д.т.н., профессор, ученый секретарь, начальник отдела ФГУП «МНИРТИ», тел. 495-626-2557, [lmvrova@rambler.ru](mailto:lmvrova@rambler.ru).

**Невзоров Юрий Витальевич**, к.т.н., директор ФГУП «МНИРТИ», т. 495-625-0965, 495-626-2313, [astra@mnirti.ru](mailto:astra@mnirti.ru).

**Панкин Александр Владимирович**, инженер I категории, ОАО «НИИ «Аргон», тел. 8-926-249-5010.

**Серов Всеволод Владимирович**, д.т.н., главный научный сотрудник ФГУП «МНИРТИ», тел. 495-917-0659, [wserov@rambler.ru](mailto:wserov@rambler.ru).

**Соколинский Александр Григорьевич**, тел. 495-917-5884.

**Султанов Александр Сергеевич**, к.т.н., доцент, начальник НТЦ, тел. 8-903-116-0773, [ass.sult@yandex.ru](mailto:ass.sult@yandex.ru).

**Царегородцев Анатолий Валерьевич**, д.т.н., профессор, зав. кафедрой ВГНА Минфина России, тел. 495-709-3339.

**Цодикова Мая Исааковна**, главный специалист ФГУП «МНИРТИ», тел. (495) 626-2523.

**Шевырев Александр Владимирович**, д.т.н., профессор, заместитель директора ФГУП «МНИРТИ» по научной работе, тел. 495-917-3441, [avs-46@mail.ru](mailto:avs-46@mail.ru).

**Янкин Алексей Иванович**, заместитель начальника отдела ФГУП «МНИРТИ», тел. 495-917-1108.

**ВНИМАНИЕ! ПРОДОЛЖАЕТСЯ ПОДПИСКА НА ЖУРНАЛ  
«ТЕХНОЛОГИИ ЭЛЕКТРОМАГНИТНОЙ СОВМЕСТИМОСТИ»**

*Объединенный каталог «Пресса России» агентства «Книга-Сервис»*

10362 – полугодовой индекс. Через редакцию – (на любой срок) по тел.: 8-985-134-4367.