

## МАТЕМАТИКА И МЕХАНИКА

УДК 654.924.3:519.24:004.89

*А. А. Айзикович*, кандидат физико-математических наук, доцент;  
*А. В. Корякин*, аспирант  
Ижевский государственный технический университет  
имени М. Т. Калашникова

### МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ТИПА НАРУШИТЕЛЯ, ПРИМЕНЯЕМЫЕ В СЕЙСМОАКУСТИЧЕСКИХ ПЕРИМЕТРОВЫХ ОХРАННЫХ СИСТЕМАХ

*Приведены некоторые характеристики, необходимые для распознавания нарушителей с помощью сейсмоакустических охранных систем. Дано сравнение простого условного метода и метода, основанного на нейронных сетях.*

**Ключевые слова:** сейсмоакустические периметровые охранные системы, коэффициент эксцесса, нейронные сети

#### Введение

Сейсмоакустические периметровые охранные системы (СПОС) – это совокупность датчиков акустических, сейсмических, установленных по периметру охраняемого объекта, и систем определения вторжения на охраняемую территорию на основе полученных от датчиков сигналов. СПОС применяются для охраны аэропортов, складов и т. д. Разрабатываемые СПОС должны иметь низкий уровень ложных срабатываний и обеспечивать высокий уровень автоматизации. Пример подобной системы от компании GeoQuip Inc.: система охраны Psicon [1]. Геофонные сенсоры этой системы устанавливаются в грунт или на ограждение. Система регистрирует типы вторжений: перелезание через ограждение, разрушение ограждения, приближение к ограждению. Разработчик программного обеспечения для обработки сигналов компания Tespar Dsp Ltd разработала технологию Time Encoded Signal Processing and Recognition обработки сигналов для систем периметровой охраны, обеспечивающую широкие возможности для выделения сигнала нарушителя на фоне помех, шумов окружающей обстановки (ветер, дождь, шум самолетов, град, животные и т. д.).

В данной работе рассмотрены некоторые подобные методы распознавания нарушителя по сигналу от акустических датчиков.

#### Дискретизация сигнала

Поступающий с датчиков непрерывный сигнал преобразуется в дискретные отчеты, частота дискретизации 44 кГц (стандартная, используемый микрофон воспринимает частоты не выше 16 кГц). Из отчетов формируются фреймы. В нашем случае фрейм содержит 2 048 отчетов, т. е.  $1/22$  секунд = 0,05 секунд. Считаем, что 0,05 секунд – приблизительная длительность сигнала от одного шага (подробнее см. в [2]), что позволяет сигналу попасть в фрейм, и на обработку полезного сигнала не оказывают влияние временные участки без полезного сигнала. В противном случае они оказывали бы значительное влияние,

так как при обработке фактически усредняются характеристики по всему фрейму.

#### Характеристики сигнала

Анализируя каждый фрейм, система должна решить, было ли вторжение на охраняемую территорию, и если было, то определить тип нарушителя: автомобиль или человек. Таким образом, возможны три случая: 1) вторжения не было, 2) вторжение автомобиля, 3) вторжение человека. Для решения задачи нужно определить характеристики сигнала, по которым будут распознаваться эти случаи.

Исследования механизма генерации сигнала человеческих шагов также проводились А. Екимовым [3] и Дж. Сакки [4]. Ими описаны характеристики человеческих шагов, механизм сигналообразования и методы определения шагов в системах охраны. В работе [4] предложено для определения вторжения человека использовать коэффициент эксцесса сигнала. В [5] обосновано применение этой характеристики по сравнению с обнаружением по амплитуде сигнала. Коэффициент эксцесса (коэффициент островершинности) в теории вероятностей – мера остроты пика распределения случайной величины. Считаем наш фрейм выборкой из 2 048 значений случайной величины и стандартно вычисляем коэффициент эксцесса  $\gamma_2 = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3$ .

На рис. 1 показан типичный сигнал пешего нарушителя, а на рис. 2 – коэффициент эксцесса того же сигнала, который хорошо согласуется с движением человека.

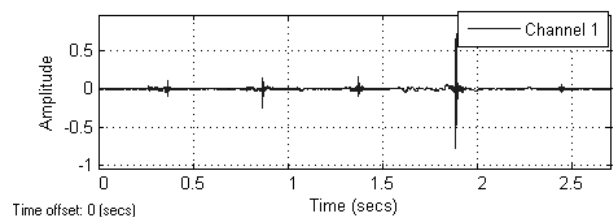


Рис. 1. Сигнал шагов человека

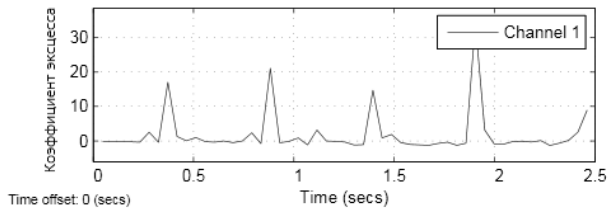


Рис. 2. Коэффициент эксцесса сигнала шагов человека

Для распознавания автомобиля (рис. 3) использована спектральная плотность сигнала. Характеристику определим как доминирующую частоту в спектре.

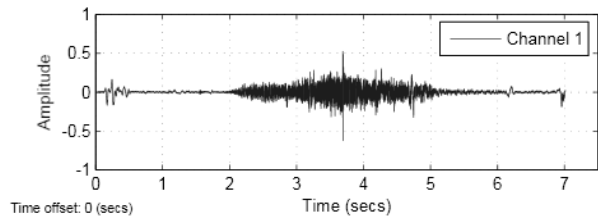


Рис. 3. Сигнал от автомобиля

На рис. 4 показана спектрограмма сигнала, показывающая зависимость спектральной плотности мощности от времени, полученная методом Велча [6].

#### Непосредственные методы распознавания

Используем для определения вторжения простой алгоритм условий. Если значение коэффициента эксцесса больше некоторого уровня, например, больше 8, то ситуация определяется как вторжение пешего нарушителя.

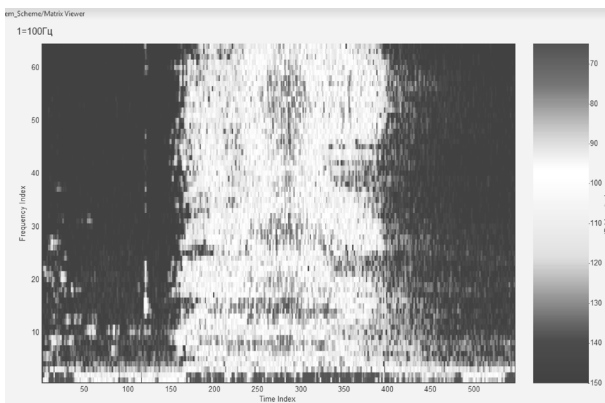


Рис. 4. Спектрограмма сигнала автомобиля

Изучив сигнал (рис. 4), полученный при движении автомобиля, можно сделать вывод, что доминирующая частота в спектре находится в отрезке от 1 до 5 кГц. При попадании доминирующей частоты в этот диапазон определяем ситуацию как вторжение автомобиля.

Для простоты все остальные случаи будем рассматривать как отсутствие вторжения и тестировать систему только для определения этих двух типов нарушителей. (Однако в реальной системе типов вторжения значительно больше.)

#### Методы распознавания с использованием нейросети

Ввиду того, что факторов, влияющих на сигнал для конкретного типа вторжения, может быть множество, например тип грунта, на котором установлена система, ветренность, шумы от железнодорожных переездов и т. д., система должна обладать гибкостью настройки параметров обнаружения, чувствительности. Такую гибкость можно получить, используя для распознавания вторжения нейросети. Это обусловлено их способностью к обучению, т. е. систему можно будет настроить (обучить) при установке на охраняемом объекте.

Для распознавания типа нарушителя была использована двухслойная сеть прямого распространения [7]. В [8] показана возможность применения такой сети для поставленной задачи распознавания.

#### Обучение нейронной сети

Были записаны типичные сигналы человека, автомобиля и помех (ветра) (рис. 1, 3, 6), на которых производилось обучение нейросети.

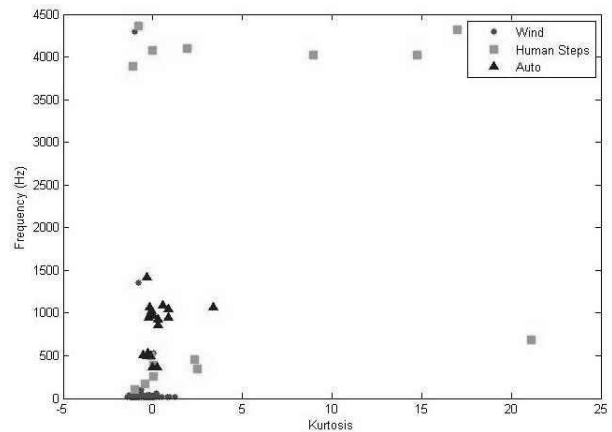


Рис. 5. Обучающая выборка

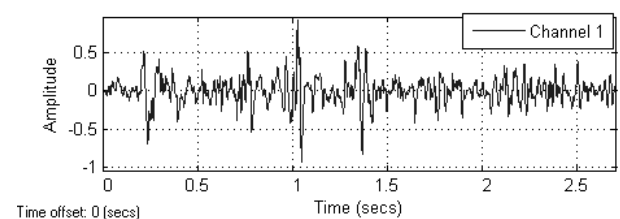


Рис. 6. Сигнал от ветра

На рис. 5 показана обучающая выборка. Длительность всех трех сигналов 10 секунд. Каждая точка на рисунке обозначает фрейм данных (фреймы, взятые через интервалы в 0,1 с). Каждая точка была помечена экспертом: круг – ветер, квадрат – человек, треугольник – автомобиль.

Для реализации нейросети была использована среда Simulink (MATLAB). В пакете Neural Network была сгенерирована сеть прямого распространения (рис. 7) и обучена на выборке, указанной выше.

На рис. 8 показана имитационная модель системы.

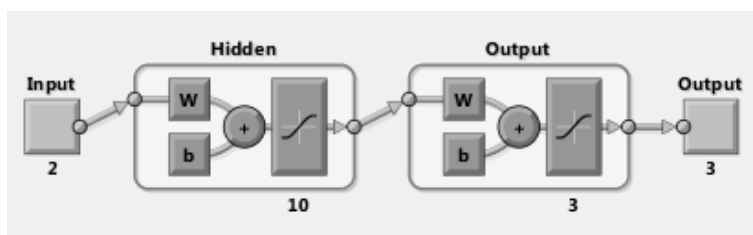


Рис. 7. Нейронная сеть

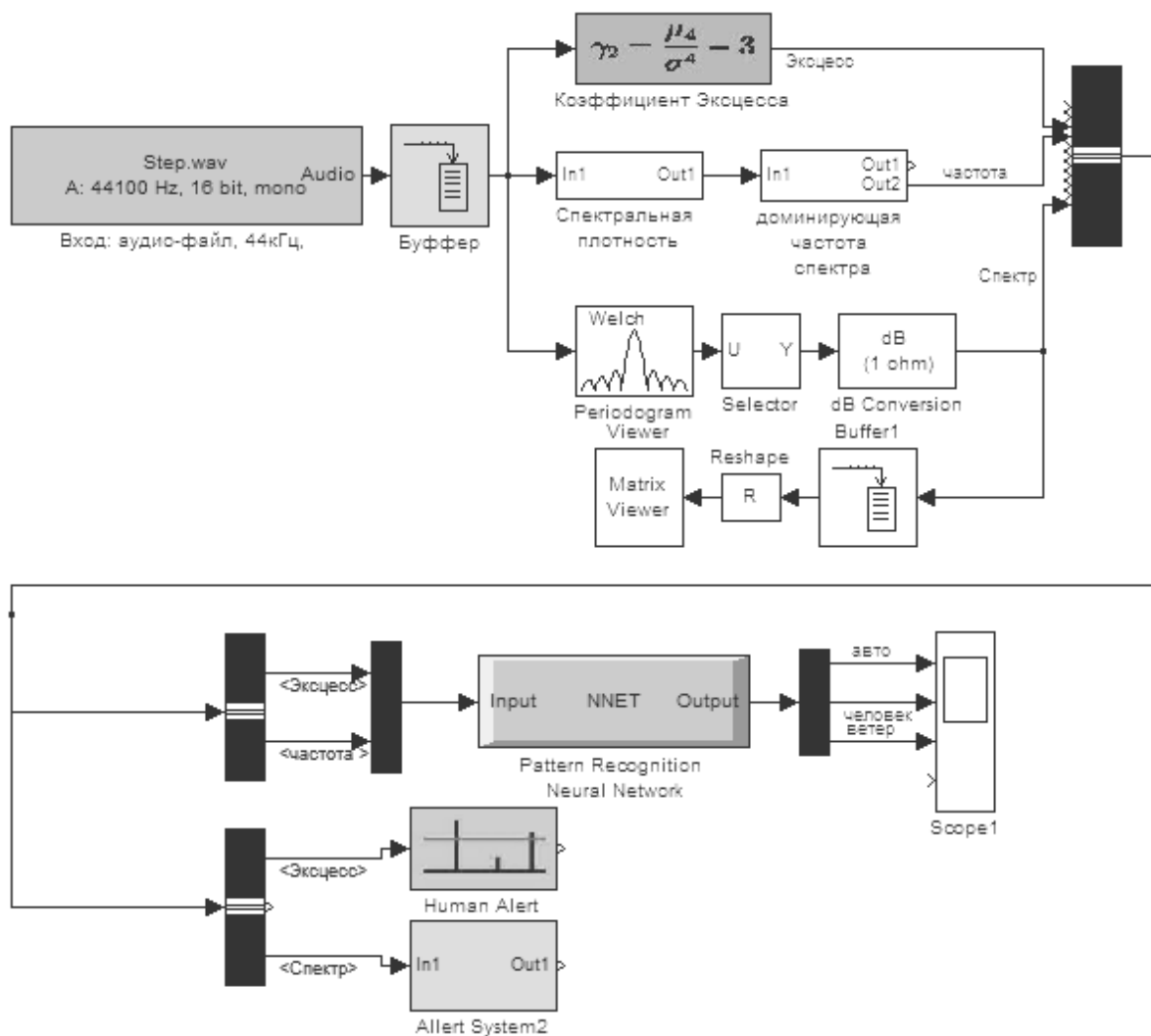


Рис. 8. Модель в среде Simulink (MATLAB)

**Эксперимент**

Следующий этап – проверка работоспособности системы и качества распознавания. Для проведения эксперимента были выбраны некоторые факторы, влияющие на сигнал при проведении эксперимента для различных категорий нарушителей. Данные приведены в табл. 1, 2.

Автомобили имеют различные двигатели, отличающиеся уровнем шума. Также нужно учитывать то, что автомобиль может двигаться с различной скоростью, и покрытия дорог могут отличаться.

Таблица 1. Факторы для автомобиля

Фактор	Значение 1	Значение 2	Значение 3	Значение 4	Значение 5	Значение 6
Скорость (км/ч)	5	10	15	20	25	30
Скорость (км/ч)	5	10	15	20	25	30
Тип машины	ВАЗ	Chevrolet Cruze	Мото	–	–	–
Расстояние до источника (м)	0,5	1	1,5	2	–	–
Покрывтие дороги	грунт	асфальт	–	–	–	–

Таблица 2. Факторы для человека

Фактор	Значение 1	Значение 2	Значение 3
Движение	бег	шаги	
Вес нарушителя	60	65	
Тип грунта	асфальт	трава	грунтовая
Расстояние до источника (м)	0,3	0,5	1

Было выполнено двадцать экспериментов (результаты показаны в табл. 3, 4), в каждом из которых система определяла, есть ли вторжение и тип нарушителя.

Таблица 3. Результаты эксперимента с автомобилем

Скорость (км/ч)	Тип машины	Расстояние до источника (м)	Покровыте дороги	Распознавание, условный алгоритм	Распознавание, нейросеть	Дата
5–8	Chevrolet Cruse	0,5	грунт	не удалось распознать	не удалось распознать	22.07.2012
10	Chevrolet Cruse	1	асфальт	неверно	неверно	22.07.2012
30	Chevrolet Cruse	2	асфальт	не удалось распознать	верно	22.07.2012
40	Chevrolet Cruse	2	асфальт	не удалось распознать	верно	22.07.2012
20–30	Мото	3–4	асфальт	верно	верно	22.07.2012
10	ВАЗ	2–3	асфальт	не удалось распознать	не удалось распознать	14.07.2012
15–20	ВАЗ	2–3	асфальт	верно	верно	14.07.2012
30–35	ВАЗ	2–3	асфальт	не удалось распознать	не удалось распознать	14.07.2012

Таблица 4. Результаты эксперимента с человеком

Движение	Вес нарушителя (кг)	Тип грунта	Расстояние до источника (м)	Распознавание, условный алгоритм	Распознавание, нейросеть	Дата
бег	65	асфальт	0,5	верно	верно	22.07.2012
бег	65	асфальт	1	не удалось распознать	не удалось распознать	22.07.2012
шаги	60	трава	0,3	не удалось распознать	не удалось распознать	14.07.2012
шаги	60	трава	0,5	не удалось распознать	не удалось распознать	22.07.2012
шаги	60	асфальт	0,3	верно	верно	14.07.2012
шаги	60	асфальт	1	не удалось распознать	верно	14.07.2012
шаги	60	асфальт	0,5	верно	верно	22.07.2012
шаги	60	грунт	0,5	не удалось распознать	не удалось распознать	22.07.2012
шаги	60	асфальт	1	не удалось распознать	верно	22.07.2012

Из данных в таблицах можно сделать вывод, что нейросеть распознает сигналы лучше. Например,

сильные порывы ветра, т. е. колебания амплитуды, могут быть распознаны условным алгоритмом как шаг человека, если не поставлены дополнительные условия (по частотному спектру этот порыв можно распознать). Установка таких дополнительных условий может сильно усложнить алгоритм распознавания (особенно при большом числе характеристик). Нейросеть же обучается на наборе векторов (эксцесс, частота), и даже если произойдет скачок коэффициента эксцесса, ошибки распознавания не произойдет. При этом дополнительного усложнения алгоритма обучения не требуется. Нужно лишь обучать нейросеть на правильной выборке.

### Выводы

В целом распознавание было произведено успешно, однако требуется найти другие характеристики для разных типов автомобилей и других типов вторжений, например, перелезание через ограду. Алгоритм, основанный на нейронных сетях, имеет преимущества перед условным алгоритмом. Также для более достоверных результатов нужно провести тестирование на большей выборке.

### Библиографические ссылки

1. Система охраны периметра PSICON. – URL: <http://www.tespar.co.uk/PSICON.pdf> (дата обращения: 03.04.2013).
2. Звезжинский С. С. Периметровые маскируемые сейсмические средства обнаружения. – URL: <http://www.dedal.ru/publication/texts/zvezhinsky-sejsmicheskie1.pdf> (дата обращения: 03.04.2013).
3. Ekimov A., Sabatier J. M. Human motion characterization. – URL: <http://ncpa.olemiss.edu/files/2012/01/EKIMOV-Human-motion-final.pdf> (дата обращения: 15.05.2013).
4. Succì G., Clapp D., Gampert R., Prado G. Footstep detection and Tracking. – URL: [http://spie.org/x648.html?product\\_id=441277](http://spie.org/x648.html?product_id=441277); <http://proceedings.spiedigitallibrary.org/proceeding.aspx?articleid=914902> (дата обращения: 15.05.2013).
5. Корякин А. В. Алгоритм определение тревоги в периметровых акустических охранных системах на основе коэффициента эксцесса // Приборостроение в XXI веке – 2012. Интеграция науки, образования и производства : материалы VIII Всерос. науч.-техн. конф. с междунар. участием, посвящ. 60-летию Ижев. гос. техн. ун-та им. М. Т. Калашникова (Ижевск, 14–16 нояб. 2012 г.). – Ижевск : Изд-во ИжГТУ, 2012. – С. 382–385.
6. Welch's Method. – URL: [http://www.dsprelated.com/dspbooks/sasp/Welch\\_s\\_Method.html](http://www.dsprelated.com/dspbooks/sasp/Welch_s_Method.html) (дата обращения: 03.04.2013).
7. Дьяконов А. Г. Среда для вычислений и визуализации МАТЛАБ [2010]. – 84 с. – URL: <http://letitbit.net/download3.php> (дата обращения: 15.05.2013).
8. Корякин А. В. Применение нейросетей для определения вторжения в акустических охранных системах // Молодые ученые – ускорению научно-технического прогресса в XXI веке : материалы 2-й науч.-техн. конф. аспирантов, магистрантов и молодых ученых (23–25 апр. 2013 г., г. Ижевск). – Ижевск : Изд-во ИжГТУ, 2013 (в печати).

\* \* \*

*A. A. Aizikovich*, PhD (Physics and Mathematics), Associate Professor, Kalashnikov Izhevsk State Technical University

*A. V. Koryakin*, Post-graduate, Kalashnikov Izhevsk State Technical University

### Methods of infringer recognition applied in seismoacoustic perimeter protection systems

*Some characteristics necessary for recognition of infringers with the help of seismoacoustic protection systems are resulted. Comparison of a simple conditional method and a method based on neural networks is given.*

**Keywords:** seismoacoustic perimeter protection systems, factor of an excess, neural networks

Получено: 11.04.13

УДК 519.95

*Д. Н. Бабин*, доктор физико-математических наук, доцент, профессор;  
*И. Л. Мазуренко*, кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник;  
*А. Б. Холоденко*, кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник  
Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова

## АВТОМАТНЫЕ ЯЗЫКИ С ЧАСТОТНЫМ СВОЙСТВОМ ЕСТЕСТВЕННЫХ ЯЗЫКОВ

*Дается краткий обзор математических моделей естественных языков. Определены автоматные языки, имеющие предельные частотные свойства и сформулирован ряд теорем про них.*

**Ключевые слова:** конечный автомат, формальный язык, естественный язык

### Введение

Обработка текстов на естественном языке включает поиск текстовой информации в больших и сверхбольших базах данных и знаний; автоматическое рубрицирование текстов; построение интеллектуальных вопросно-ответных систем, способных отвечать на наиболее типичные вопросы пользователей; автоматический перевод текстов с одного языка на другой; генерацию текстов на заданную тему; аннотирование и реферирование текстов; распознавание речи; оптическое распознавание печатных и рукописных символов; создание человеко-машинных интерфейсов и т. д. Все эти области требуют специализированных лингвистических и математических моделей, позволяющих представлять синтаксис и семантику текста в удобном для автоматической обработки виде.

Исторически одной из первых задач, потребовавших построения довольно сложной модели естественного языка, была задача автоматического перевода, впервые сформулированная Эндрю Д. Бутом (Andrew D. Booth) и Уорреном Уивером (Warren Weaver) в 1946 году. Работы над системами автоматического перевода стимулировали развитие ряда языковых моделей, которые в дальнейшем нашли свое место во многих областях вычислительной техники. К примерам таких моделей можно отнести иерархию грамматик Ноама Хомского [1] (в первую очередь теорию автоматов [2] и теорию контекстно-свободных грамматик [3]); грамматики Вудса (William A. Woods) [4]; вероятностные автоматы [5]; грамматики зависимостей [6]; модели смысл – текст [7] и многие другие.

Изучение подобных моделей привело к созданию развитой теории формальных языков, в рамках которой были сформулированы чисто математические задачи, такие как проблема принадлежности слова языку, заданному формальной грамматикой; проблема нахождения пересечения двух языков; проблема сложности описания языка и т. д.

Параллельно с развитием систем автоматического перевода и общения на естественном языке в начале 60-х годов XX века начались исследования по созданию систем речевого общения, включающих в себя, помимо остальных блоков, также блок распознавания речи. До тех пор, пока объемы словарей подобных систем не превосходили порога в несколько сотен слов, эти системы могли строиться без учета каких бы то ни было моделей языка. В том случае, если система обладала большим словарем, удовлетворительной работы без учета особенностей языка добиться уже не удавалось. Это также подстегнуло исследование по моделированию естественного языка.

К настоящему моменту накоплено значительное количество различных подходов к формализации естественного языка, сформулированных в виде математических конструкций. Значительная доля этих конструкций хорошо изучена, однако универсальной модели, которая могла бы очень точно аппроксимировать реальный язык и оказалась бы идеально адаптированной к различным задачам, до сих пор создать не удалось. Также остается открытым вопрос о построении модели, оценивающей естественность текста. Подобная модель нашла бы очень широкое применение в различных системах, начиная с оптимизации работы поисковых систем в сети Интернет и