

*РОЛИК А.И.,
ЛАНГЕ Т.И.,
ПОКОТИЛО А.А.,
МАРТ Б.А.,
ЯСОЧКА М.В.*

МЕТОД ПОТЕНЦИАЛЬНЫХ ФУНКЦИЙ В ЗАДАЧАХ ОЦЕНКИ УРОВНЯ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ СЕРВИСОВ

Предложен метод оценки уровня телекоммуникационных сервисов по результатам анализа значений совокупности метрик, измеренных в узлах телекоммуникационной сети. Оценивание уровня сервиса производится с применением методов теории распознавания образов, в частности, метода потенциальных функций. Проанализированы особенности применения метода потенциальных функций при решении задач оценки уровня сервиса IPTV.

The method of estimating the level of the telecommunications services using a set of metrics, measured at the nodes of the telecommunication network is proposed. The service level estimation is performed using the pattern recognition methods and particularly the potential functions method. The features of the potential functions method application to the IPTV service level estimation problems are analyzed.

Введение

В настоящее время на рынке телекоммуникационных услуг происходит острая конкурентная борьба между операторами телекоммуникационных сервисов (ОТС), предлагающих клиентам сервисы высокоскоростного доступа в интернет, VoIP, IPTV и пр.

Ухудшение качества сервисов, длительное время устранения неисправностей вызывают недовольство абонентов, негативно сказываются на имидже ОТС и приводят к сокращению доходов операторов из-за оттока абонентов. Поэтому для сохранения клиентов и поддержания конкурентоспособности ОТС должны стабильно предоставлять сервисы на высоком уровне с минимальными затратами ресурсов. Для этого необходимо непрерывно получать сведения о текущем уровне предоставляемых сервисов, предпринимать управляющие воздействия по поддержанию согласованного уровня сервиса, выявлять тенденции ухудшения качества и своевременно осуществлять восстановительные мероприятия до появления жалоб пользователей. Поэтому данная работа, в которой предлагается применять распознавание образов на основе метода потенциальных функций для оценки уровня сервисов ОТС по обобщенным показателям функционирования телекоммуникационной сети (ТКС), является актуальной.

Постановка задачи исследования

Масштабы современных ТКС вынуждают ОТС использовать современные системы

управления (СУ) [1, 2], фокус управления которых смещается от управления ТКС к управлению сервисами и пользователями. СУ призваны автоматизировать процессы мониторинга, анализа состояния, управления распределением нагрузки, поиска и устранения неисправностей, а также решения множества других задач, связанных с предоставлением высококачественных сервисов.

Для управления качеством сервисов необходимо оперативно получать информацию о значениях параметров функционирования ТКС, осуществлять в СУ сведение и анализ ключевых метрик уровня сети, сервисов и пользователей.

Наиболее чувствительными к девиациями значений параметров функционирования ТКС являются сервисы, связанные с передачей аудио и видео данных. Поэтому в данной работе основное внимание уделено вопросам оценки уровня таких сервисов как VoIP или IPTV. Причем оценка уровня сервисов производится по анализу значений ключевых метрик уровня сети.

В зависимости от того, пользуются ли эталонами методы, применяемые для оценивания качества передачи аудио и видео потоков, их можно отнести к одному из двух типов [3, 4]. Методы первого типа основаны на использовании эталонов, т. е. образов передаваемого контента. Оценка качества производится путем сравнения передаваемого и принимаемого потоков данных, что делает невозможным ис-

пользование этих методов для непрерывного мониторинга качества сервиса на стороне абонента. Методы второго типа не требуют знания эталона, поэтому представляют наибольший интерес для данных исследований.

Для оценки качества сервисов, связанных с передачей аудио и видео данных, применяются субъективные и объективные методы. Первые основаны на использовании MOS-подобных оценок [5–7] качества голоса или изображения, когда абонент после прослушивания аудио или просмотра видео контента выставляет субъективную оценку. Необходимость присутствия экспертов в том месте, где производится оценка качества сервисов, делает невозможным применение подобных методов при оперативной оценке качества сервиса, предоставляемого большому количеству пользователей, а также для автоматизации процессов непрерывного мониторинга и управления уровнем таких сервисов. Поэтому ОТС широко используют методы объективного оценивания качества сервисов VoIP или IPTV, такие как NIQA [4], LCQA [8] и др.

Для объективного оценивания качества IPTV без использования эталона применяются алгоритмы EPSNR, TVQM, MPQM, основанные на оценке четкости контуров изображения, сравнении текущего и предыдущего кадров изображения, анализе значений джиттера, величины потери пакетов и длительности задержки и других метрик [9].

Оценивание качества сервисов объективными методами требует установки специального оборудования на стороне абонента, что при большом количестве абонентов осуществить практически невозможно. Ситуацию может спасти установка оборудования только у отдельных абонентов с последующей интерполяцией вычисленного уровня сервиса на остальных абонентов. Однако такой метод приводит к увеличению сложности и стоимости СУ ввиду большого количества подсетей, на которые распадается ТКС большого ОТС.

Особый интерес представляет исследование возможности оценки ожидаемого качества сервиса в отдельно взятой подсети для всех абонентов на основании анализа значений показателей суммарного трафика, генерируемого абонентами этой подсети и проходящего через сетевой узел, соединяющий данную подсеть с другими подсетями. Преимущество такого подхода очевидно – трафик анализируется не на стороне большого количества пользователей, а в одном месте, каковым является сетевой узел, через который проходит весь трафик. Однако

погрешность оценки уровня сервисов, которую дает такой подход, может быть недопустимо большой.

В то же время значения ключевых метрик и параметров функционирования ТКС, таких как вероятность потери пакетов, задержка, загруженность каналов связи, скорость передачи данных, джиттер и т. д., которые оказывают непосредственное влияние на качество телекоммуникационных сервисов, могут предоставить современные узлы ТКС, например, маршрутизаторы Cisco. Узлы получают такую информацию в результате самостоятельно проводимого анализа каналов, соединяющих узлы, и выполнения необходимых расчетов для определения значений метрик. Эта информация может быть удаленно считана СУ и использована для оценки ожидаемого уровня сервиса у абонентов, трафик которых проходит через эти узлы. В этом случае отпадает необходимость применения дополнительного специального оборудования. Недостатком подхода может быть существенная погрешность оценки качества сервисов VoIP и IPTV. Однако, учитывая тот факт, что для ОТС гораздо важнее поддерживать высокий уровень качества сервисов для большинства пользователей, получая оценку качества с минимальной стоимостью, чем точно определять величину этого уровня для каждого абонента, то такой подход вполне оправдан, поэтому взят за основу в данной работе.

Предельные значения некоторых ключевых метрик уровня сети, при которых качество аудио или видео потоков еще соответствует допустимому уровню качества, регламентируется рядом стандартов, например [10–15]. При этом оговариваются только пороговые значения для отдельных метрик без учета негативного влияния значений других метрик. В то же время трафик, проходящий через узлы ТКС, характеризуется значениями большого количества параметров, поэтому представляет интерес установить зависимость качества сервисов, связанных с передачей аудио и видео данных, от совокупности параметров трафика и провести исследование зависимости уровня сервиса от совокупности значений метрик уровня сети.

Таким образом, необходимо разработать метод оценки уровня сервисов, связанных с передачей мультимедийной информации, на основании анализа значений совокупности метрик, измеренных в узлах ТКС. Для реализации метода необходимо определить, как сопоставить значения ключевых метрик трафика, проходящего через узел, с ожидаемым уровнем услуг, предоставляемых абонентам подсети. Решение

данной задачи может быть осуществлено с использованием методов теории распознавания образов.

Целью данной работы является разработка метода оценки уровня сервисов, связанных с передачей аудио и видео информации, на основании анализа значений совокупности метрик, измеренных в узлах телекоммуникационной сети. Метод основан на теории распознавания образов и использует потенциальные функции.

Применение методов распознавания образов в задачах оценки уровня сервисов

Задачу оценки уровня сервисов, предоставляемых ОТС, на основе анализа значений ключевых метрик, измеренных в узлах ТКС, можно

рассматривать как задачу распознавания образов. В этом случае классами будут выступать оценки уровня сервиса: «неудовлетворительный», ..., «отличный», признаками – значения метрик уровня сети, а в качестве объектов – зафиксированные ситуации, характеризующиеся значениями метрик и относящиеся к одному из классов с определенным уровнем сервиса. В геометрической интерпретации каждому объекту соответствует точка с координатами, отвечающими числовым значениям признаков, расположенная в подпространстве, отвечающему классу, к которому относится объект. Соответствие описанных понятий отображено в таблице 1.

Таблица 1. Соответствие понятий

Задача оценки уровня сервиса	Распознавание образов	Геометрическая интерпретация
Уровень сервиса	Класс, образ	Подпространство, область
Метрики, параметры трафика	Признаки	Координатные оси
Ситуация, замер: в некоторые моменты времени определяются значение метрик и фиксируется уровень сервиса	Объект: характеризуется признаками, относится к определенному классу	Точка: имеет координаты, относится к подпространству

Обучив классифицирующие модели по значениям ключевых метрик узла ТКС, можно в процессе автоматического мониторинга определять ожидаемый уровень предоставляемого сервиса в подсети без использования аппаратуры, устанавливаемой на клиентской стороне, как этого требуют методы объективной оценки [3, 4, 8, 9].

В используемом методе в процессе мониторинга ТКС накапливается статистика значений ключевых метрик уровня сети и параметров функционирования ТКС. Путем периодических опросов, сбора жалоб пользователей, проведения тестов с участием экспертного комитета составляются записи о периодах, когда был известен уровень сервиса. Таким способом формируются статистические выборки для подсетей, на которых обучаются математические модели, сопоставляющие ожидаемый уровень сервиса со значениями параметров ТКС. В процессе последующего мониторинга ТКС текущие значения параметров и ключевых метрик уровня сети используются для оценки ожидаемого уровня сервиса посредством полученных и обученных математических моделей распознавания ситуации.

Метод потенциальных функций

Для решения поставленной задачи в работе использован метод потенциальных функций, разработанный в 60-х годах прошлого века [16]. Метод применим к задачам распознавания образов с учителем и без учителя, а также для восстановления функций. Оба аспекта важны при оценке уровня сервисов и рассматриваются в данной работе.

Свое название метод получил из-за сходства вида этих функций с картиной распределения потенциалов электростатического поля, создаваемого частицами с разноименными зарядами. В последнем случае потенциал поля в определенной точке соответствует сумме потенциалов, создаваемых каждой из частиц. Причем потенциал поля максимальный вблизи частицы и уменьшается по мере отдаления от нее.

Потенциальная функция $K(x, y)$ – функция двух переменных, где x и y – точки пространства X [16]. Функция определена на всем пространстве X и положительна ($K(x, y) > 0$, $\forall x, y \in X$). Закрепив источник потенциала в точке $y = x'$, получим функцию $K(x, x')$ одной переменной x . Значение функции $K(x, x')$ зависит от расположения x относительно источ-

ника потенциала x' , принимает максимальное значение, когда точка x совпадает x' , $\max K(x, x') = K(x', x')$, и убывает при удалении точки x от x' , причем $\rho(x_1, x') > \rho(x_2, x') \rightarrow K(x_1, x') < K(x_2, x')$, где ρ – расстояние между точками.

Таким образом, основными свойствами потенциальной функции являются:

1. $K(x, y) > 0, \forall x, y \in X$;
2. $\max K(x, x') = K(x', x')$;
3. $\rho(x_1, x') > \rho(x_2, x') \rightarrow K(x_1, x') < K(x_2, x')$.

Поверхность потенциальной функции имеет колоколообразный вид. На рис. 1 функция изображена для двумерного пространства. Закрепленная точка x' является источником потенциала, а значение потенциала в точке x убывает по мере удаления от x' .

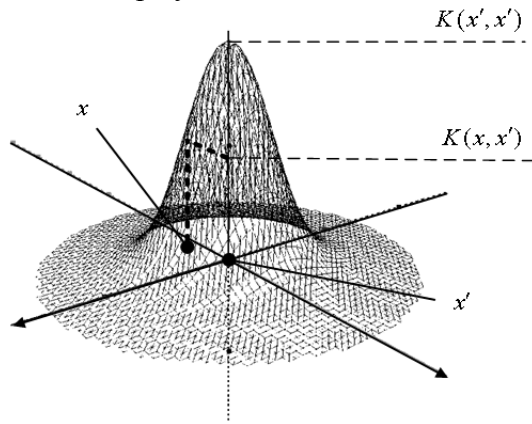


Рис. 1. Вид потенциальной функции в двумерном пространстве

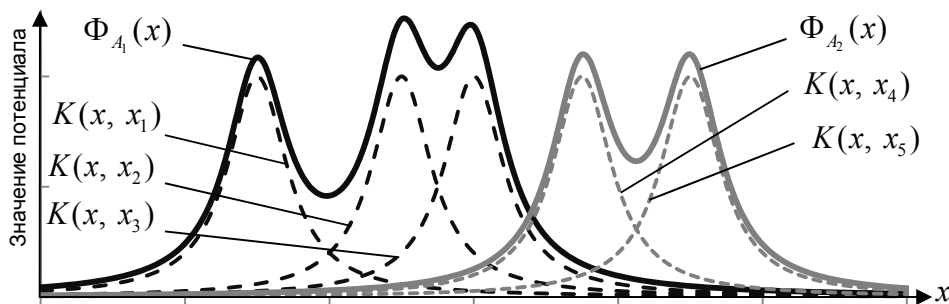


Рис. 2. Пример определения потенциалов двух образов, причем $x_1, x_2, x_3 \in A_1, x_4, x_5 \in A_2$

Причем восстанавливаемая функция f^* , соответствующая высказыванию учителя относительно определения класса точки, принимает значения $f^* \geq 0$ при $x \in A$ и $f^* < 0$ при $x \in B$.

Метод является итерационным. Точки предъявляются по одной в случайном порядке и после каждого показа происходит коррекция восстанавливаемой или разделяющей функции. При этом находится следующее приближение

При распознавании образов $A_j, j=1,2,\dots$, когда $j \geq 2$, целесообразно суммировать потенциальные функции $K(x, x_i)$ в точках $x_i \in A_j$, определяемых учителем как относящиеся к j -му образу. В этом случае потенциал $\Phi_{A_j}(x)$ каждого образа A_j будет определяться так:

$$\Phi_{A_j}(x) = \sum_{x_i \in A_j} K(x, x_i).$$

При распознавании точка x^* относится к тому образу $A_j, j=1,2,\dots$, потенциал которого $\Phi_{A_j}(x^*)$ в заданной точке максимальный – $\max_j \Phi_{A_j}(x^*)$. На рис. 2 показан пример определения потенциалов образов A_1 и A_2 .

При распознавании только двух образов, например, A и B , целесообразно ввести разделяющую функцию f , которая принимает положительные значения для точек образа A и отрицательна для точек образа B . Тогда потенциалы точек, относящиеся к образу A , следует прибавлять к разделяющей функции, а относящиеся к B – отнимать.

Для разделяющей функции n -е приближение f^n определяется следующим образом:

$$f^n = \sum_{x_i \in A} K(x, x_i) - \sum_{x_j \in B} K(x, x_j).$$

f^{n+1} . Особенностью геометрической интерпретации метода при распознавании двух образов является то, что исходное пространство признаков X дополняется осью, по которой откладывается значение потенциала. Работа происходит в этом расширенном пространстве, а разделяющая гиперповерхность проходит через точку пересечения решающей функции оси нулевого потенциала.

Рекуррентная процедура нахождения очередного приближения разделяющей функции задается следующим образом [16]:

$$f^{n+1} = q^n f^n + r^n K(x, x^{n+1}),$$

при этом параметр q^n чаще всего принимается равным единице, а параметр r зависит от значений f^n и f^* в данной точке. Причем

$$r^n = \gamma_n (r(f^n, f^*) + \varepsilon),$$

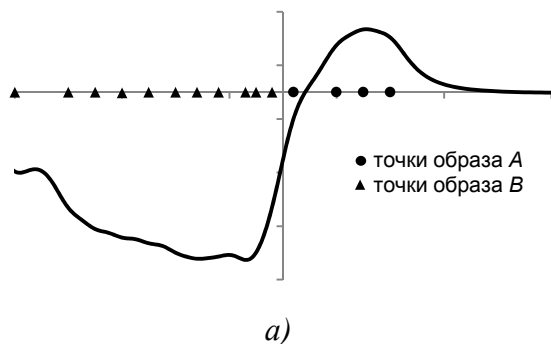
где ε – помеха; коэффициент γ_n является либо константой, либо стягивающим множителем; $r(f^n, f^*)$ – функция, указывающая направление корректировки, определяемая следующим образом:

$$r(f^n, f^*) \begin{cases} < 0, & f^* < f^n; \\ > 0, & f^* > f^n; \\ = 0, & f^* = f^n. \end{cases}$$

При распознавании образов будем считать разделяющей функцией такую функцию, которая принимает положительные значения для объектов одного образа и отрицательные для другого:

$$f^*(x_i) \begin{cases} \geq 0, & x_i \in A; \\ < 0, & x_i \in B. \end{cases}$$

Тогда рекуррентная формула определения очередного приближения разделяющей функции принимает следующий вид:



где

$$f^{n+1} = f^n + r^n K(x, x^{n+1}),$$

$$r^n = \begin{cases} 0, & \text{при отсутствии ошибки;} \\ +1, & f^n(x^{n+1}) < 0, \quad x \in A; \\ -1, & f^n(x^{n+1}) \geq 0, \quad x \in B. \end{cases}$$

Корректировка функции производится только в тех точках, в которых происходят ошибки распознавания (см. рис. 3,а). Использование только этих точек для обучения позволяет производить эффективное обучение на несбалансированных выборках, когда количество объектов одного образа значительно превышает количество объектов другого образа (см. рис. 3,б). В противном случае, при преобладании объектов одного образа в обучающей последовательности граница разделения будет смещаться в сторону области второго образа, вследствие чего часть объектов второго образа будет ошибочно распознаваться как объекты первого образа (см. рис. 3,а). Кроме того, игнорирование точек, в которых функция правильно осуществляет классификацию, существенно снижает время обучения. В итоге после n -го приближения разделяющая функция представляет собой сумму потенциальных функций в данных точках:

$$f^n = \sum_{x_i \in A} K(x, x_i) - \sum_{x_i \in B} K(x, x_i).$$

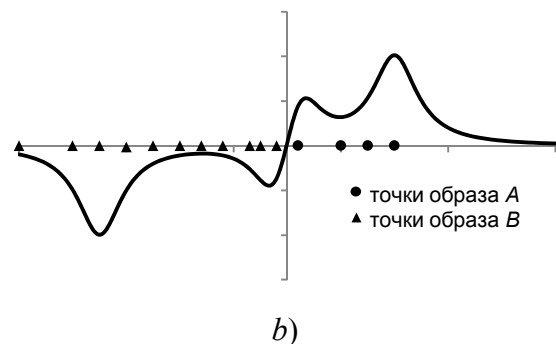


Рис. 3. Вид разделяющей функции: а) с учетом всех объектов обучающей выборки; б) с учетом только тех объектов, для которых происходят ошибки распознавания

Стоит заметить, что время классификации моделями, обученными методом потенциальных функций, линейно зависит от количества точек, использованных для обучения, то есть тех точек, для которых решающая функция модели допускала ошибки при обучении. Во время обучения модели на каждом шаге происходит классификация с учетом точек, использо-

ванных для обучения на предыдущих итерациях, таким образом, время обучения не превышает $n(n-1)/2$. Большинство ошибок распознавания происходит вблизи границы разделения, поэтому количество точек, использованных для обучения, примерно соответствует количеству точек, расположенных в непосредственной близости к границе разделения.

При решении задачи восстановления функций может быть реализовано две процедуры восстановления. В первом случае, когда не известно лучшее разложение функции f^* , применяется процедура, которая может как восстанавливать, так и приближать функцию:

$$f^{n+1} = f^n + \gamma_n \text{sign}(f^*(x^{n+1}) - f^n(x^{n+1}))K(x, x^{n+1}),$$

$$\sum_{i=1}^{\infty} \gamma_i = \infty; \sum_{i=1}^{\infty} \gamma_i^2 < \infty.$$

При известном наилучшем разложении восстанавливаемой функции может быть использована процедура, восстанавливающая функцию. Реализация такой процедуры для метода потенциальных функций не содержит стягивающего множителя γ :

$$f^{n+1} = f^n + \frac{1}{\Lambda} (f^*(x^{n+1}) - f^n(x^{n+1}))K(x, x^{n+1}),$$

где $\Lambda > \frac{1}{2} \sup K(x, x)$, $\gamma = 1/\Lambda = \text{const}$;

$$r(f^n, f^*) = (f^*(x^{n+1}) - f^n(x^{n+1})).$$

Благодаря тому, что метод является итерационным, проявляется его преимущество – простота переобучения моделей при появлении новых обучающих данных. В этом случае сохраняются все старые данные и только исправляются ошибки, возникающие при классификации новых данных. Поскольку модель заново не обучается, то переобучение происходит быстро.

Обобщенный алгоритм решения задач методом потенциальных функций. Предлагается следующий обобщенный алгоритм решения задач классификации и восстановления функций методом потенциальных функций. Алгоритм состоит из следующих этапов:

1. Если вид функции f^* известен, выбирается $K(x, y)$, раскладывающаяся по той же системе функций, что и f^* . Если вид функции f^* неизвестен, то $K(x, y)$ подбирается интуитивно или экспериментально.

2. Задается первое приближение функции: $f^0 \equiv 0$.

3. Вычисляется следующее приближение:

а) Вычисляется значение функции в новой точке $f^n(x^{n+1})$.

б) Определяется r в зависимости от поставленной задачи – восстановление функции или распознавание.

4. В случае, если коэффициент r^n не равен нулю, сохраняются значения x^{n+1} и r^n .

5. Производится показ очередной точки x^{n+1} и осуществляется вычисление следующего приближения.

6. Остановка может производиться через L показов после последнего исправления (количество L задается), либо после показа всей обучающей выборки.

7. Качество полученной модели проверяется путем показа проверочной выборки.

Пример применения метода потенциальных функций

Работу метода потенциальных функций продемонстрируем на разделении двух образов в одномерном пространстве. Пусть образу A соответствуют все точки, значение координаты которых $x \geq 0$, образу B – точки, значение координаты которых $x < 0$. В качестве потенциальной функции выберем

$$K(x, x^*) = \frac{1}{1 + 10(x - x^*)^2}.$$

Изначально $f^0 \equiv 0$ на всем диапазоне, поэтому все объекты определяются, как относящиеся к образу A , и такая функция дает ошибки распознавания во всех точках образа B . После первого предъявления объекта из образа B , например, в координате $x = -5$, разделяющая функция становится отрицательной $f^1 < 0$ на всем диапазоне x , и все объекты относятся к образу B (рис. 4,а). Далее предъявляется объект образа A в координате $x = 3$ (рис. 4,б). Сплошной линией на графике показана разделяющая функция f , равная сумме потенциалов, создаваемых предъявленными точками. Функция разделяет два образа в точке $x = -1$ ($f = 0$). На рис. 4,в – рис. 4,е показаны следующие итерации, причем пунктирными линиями показаны потенциалы, создаваемые каждой из точек обучающей выборки.

После 13 исправлений разделение происходит в точке $x = -0,04$ (рис. 4,ж), а при использовании такой разделяющей функции f происходят ошибки классификации только в полуоткрытом интервале $-0,04 \leq x < 0$.

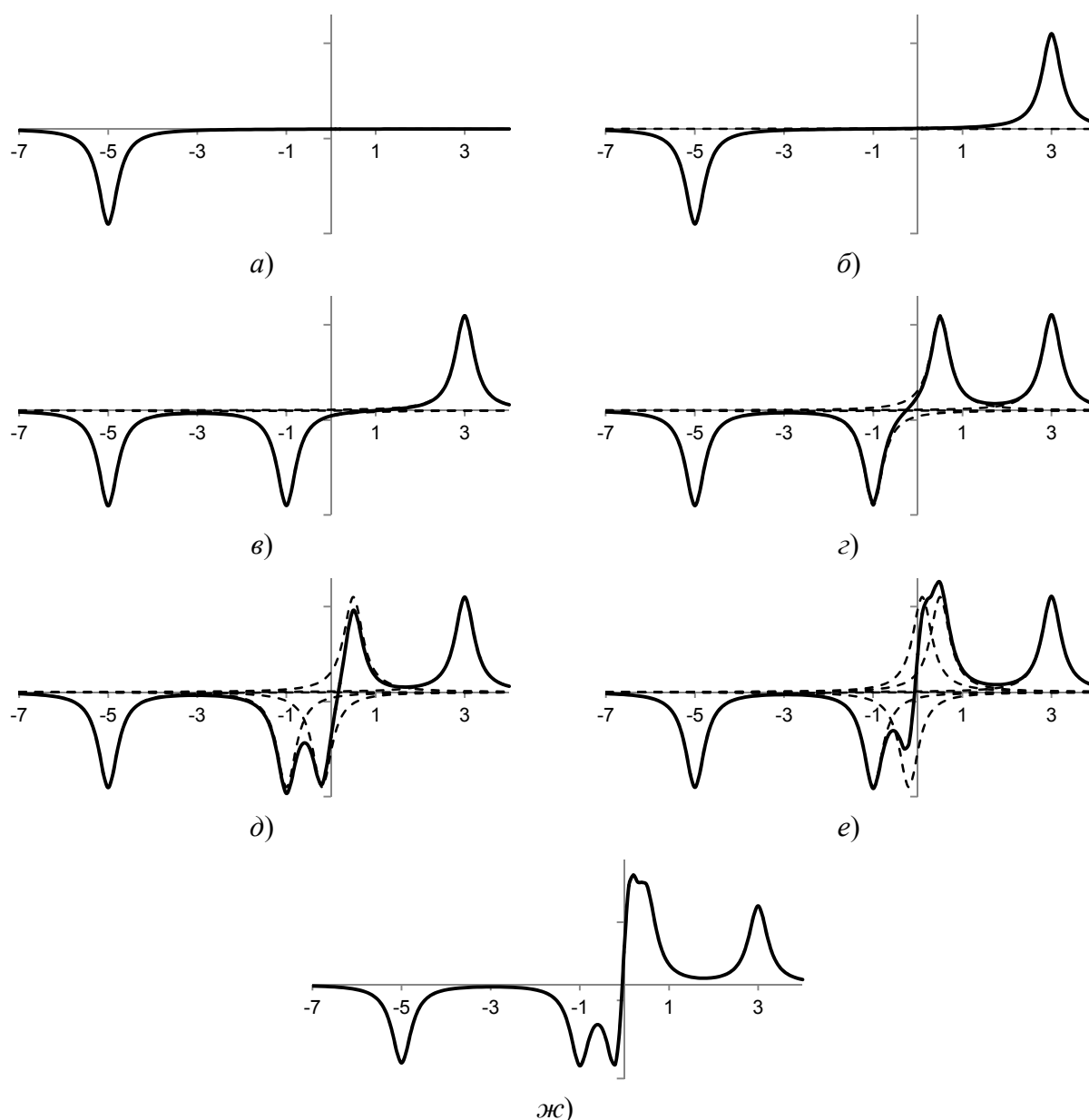


Рис. 4. Вид разделяющей функции после: а) одного исправления; б) двух; в) трех; г) четырех; д) пяти; е) шести; ж) тринадцати исправлений. Сплошной линией обозначена разделяющая функция, а пунктирной – потенциалы, создаваемые точками

Применение метода потенциальных функций для оценки уровня сервисов

В данной работе с использованием метода потенциальных функций решалась задача оценки уровня сервиса IPTV, предоставляемого абонентам ОТС. Оценка уровня сервиса производилась в зависимости от значений таких ключевых метрик как джиттер, потеря пакетов и задержка. Согласно [10–15] эти показатели функционирования ТКС имеют наибольшее влияние на качество сервиса IPTV.

Влияние этих параметров на качество работы сервиса IPTV заключается в следующем:

Задержка. Благодаря использованию буферизации качество видео в IPTV не имеет строгих ограничений на максимальную величину

задержки, однако увеличение задержки приводит к увеличению времени переключения каналов, поскольку требуется больше времени для буферизации.

Потери пакетов. Потеря пакетов проявляется для пользователя в виде шумов в видео-изображении и звуке. При анализе этой метрики необходимо учитывать различное влияние на качество изображения типа потеряннного кадра (I , P или B) и устойчивость кодека к потере медиа-данных. Поскольку при формировании передающим оборудованием дейтаграммы UDP в нее, как правило, инкапсулируется до семи 188-байтовых пакетов, то потеря хотя бы одной дейтаграммы UDP приведет к появлению видимых дефектов изображения. Стандартом

ETSI TS 102 034 допускається інтенсивність втрати дейтаграмм не більше однієї в час.

Джиттер. Збільшення значення джиттера може привести до переповнення або висвожденню буфера на прийомній стороні. Следствием великої величини джиттера може бути ситуація, коли пакети будуть приходити поза черги, що може призводити до того, що вони будуть відкинуті. Це викликає ефект, схожий з дефектами зображення від втрати пакетів.

При проведенні експериментальних досліджень рівень сервісу оцінювався оцінкою MOS [5–7]. При різних значеннях метрик в ході оцінки формувалася таблиця даних, в якій кожному набору значень метрик сопоставлялася оцінка рівня сервісу. Для навчання моделей і перевірки їх характеристик

полученные данные делились на две выборки – обучающую и проверочную. На обучающей выборке производилось обучение моделей, а проверочная использовалась для определения адекватности, устойчивости и стабильности полученных моделей, а также времени классификации. Для сравнения были построены модели с помощью следующих методов: логистической линейной регрессии, нелинейной регрессии, наивного байесовского классификатора, метода потенциальных функций, деревьев решений с решающим правилом, построенным на основе логистической линейной регрессии, и метода потенциальных функций. В таблице 2 приведены средние показатели времени обучения, требуемой оперативной памяти, адекватности и стабильности моделей, обученных указанными методами.

Таблиця 2. Середні експериментальні показники для використовуваних методів

Метод розпізнавання	Час навчання, мс	Вимагається пам'ять, Кб	Адекватність	Стабільність
Наївний байєсовський класифікатор	60	569	0,78	0,55
Логістическа лінійна регресія	55	3539	0,79	0,58
Нелінійна регресія	236	6497	0,65	0,30
Метод потенціалних функцій	3	104	0,93	0,80
Дерева рішень (рішальне правило – метод потенціалних функцій)	7	247	0,87	0,78

При проведенні експериментів по оцінці якості сервісу IPTV кращі результати показали метод потенціалних функцій, дерево рішень на основі методу потенціалних функцій і наївний байєсовський класифікатор.

Вид розділяючих поверхностей, побудованих методом потенціалних функцій для різних навчальних вибірок, наведено на рис. 5. По осям відкладено нормовані значення метрик джиттера, затримки і втрати пакетів, по значенням яких вироблялася оцінка рівня сервісу для двох градаций: «удовлетворительно» і «не удовлетворительно». Значення метрик нормувалися відносно значення 60 мс для джиттера, 2300 мс для затримки і 0,06 для втрачених пакетів. Поверхність со-

відповідає точкам простору з нульовим потенціалом і відокремлює область з хорошим рівнем сервісу від області з незадовільним рівнем сервісу, причому область, розташована під поверхнею, відповідає оцінці «удовлетворительно», а над поверхнею – «неудовлетворительно».

На рис. 5 зображені поверхності для двох градаций рівня якості. Продовжуючи розбивати область з задовільним рівнем сервісу на підобласті, можна легко отримати більше кількість градаций рівня сервісу. Отримана в результаті такого процесу багаторівнева фігура буде відображати значення метрик в шкалу оцінки рівня сервісу від «неудовлетворительно» до «отлично».

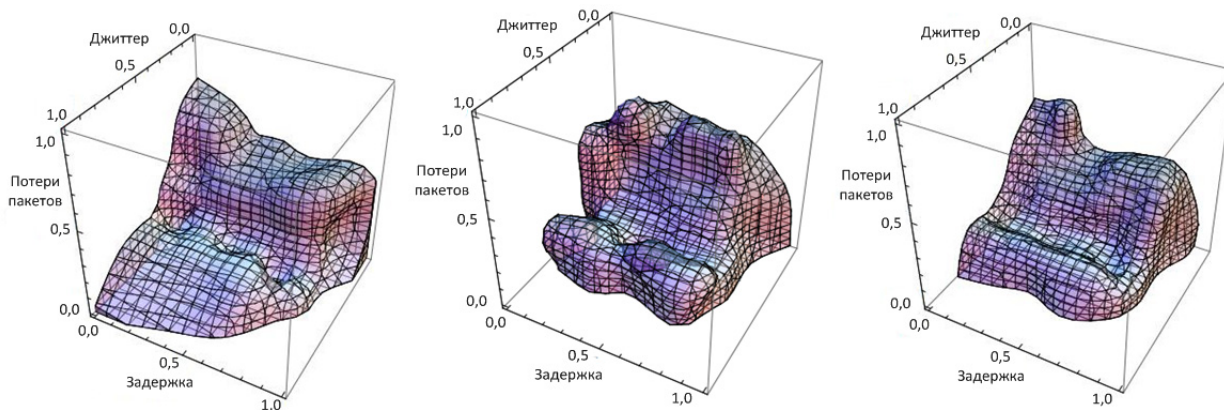


Рис. 5. Примеры разделяющих поверхностей, полученных методом потенциальных функций для различных обучающих выборок

Рекомендации использования метода потенциальных функций для оценки уровня телекоммуникационных сервисов

При проведении исследований, посвященных применению метода потенциальных функций для решения задач оценки уровня телекоммуникационных сервисов, были обнаружены преимущества и вскрылись недостатки метода.

Метод потенциальных функций при обучении и переобучении исправляет разделяющую функцию только в тех точках, в которых происходят ошибки. Данная особенность является одновременно достоинством и недостатком метода. С одной стороны, метод является менее чувствительным к несбалансированным выборкам, в которых количество точек одного класса значительно превышает количество точек другого класса. Имея статистику жалоб пользователей и данные мониторинга ТКС, легче выявить моменты времени, когда сервис предоставлялся с неудовлетворительным качеством, чем периоды, когда качество сервиса было на согласованном уровне. В связи с этим возникает дисбаланс в сторону точек с неудовлетворительным качеством.

С другой стороны, результаты работы метода потенциальных функций зависят от порядка предъявления точек. Модель корректируется при обучении только тогда, когда возникают ошибки распознавания. Поэтому необходимо, чтобы точки, принадлежащие к разным классам, из обучающей выборки поступали бессистемно. В противном случае многие точки, являющиеся полезными для обучения модели, окажутся проигнорированными. Это требование соответствует указаниям, изложенным в [17], где говорится о том, что точки в обучающей последовательности должны быть беспорядочно

распределены по образам и подаваться в случайном порядке.

Целесообразно построить несколько моделей, перемешивая выборку перед построением каждой модели. После чего следует сравнить модели и отобрать лучшие по имеющимся критериям. Проведенные исследования показали, что путем двух- и более кратного повторного показа проигнорированных при обучении точек можно улучшить адекватность полученных моделей. На рис. 6 и рис. 7 показаны результаты переобучения модели, обученной с точкой-выбросом.

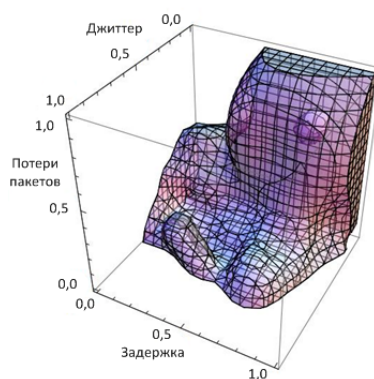


Рис. 6. Модель, обученная с выбросом

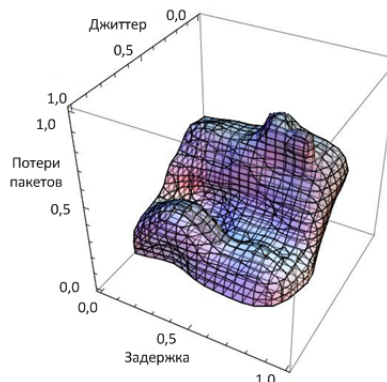


Рис. 7. Исправление ошибок выброса путем переобучения

Появление точки-выброса посередине процесса обучения и его неокончательное последующее исправление привело к тому, что адекватность модели составила всего 0,75 (рис. 6). «Раковина» на рисунке соответствует искажению разделяющей функции, возникшему вследствие появления точки-выброса, «раздутость» вокруг соответствует появлению исправляющих точек в окрестностях точки-выброса, однако такое исправление еще сильнее исказило разделяющую поверхность. После исправления ошибки, созданной выбросом, путем переобучения с показом ранее игнорированных точек адекватность модели возросла до 0,9 (рис. 7).

Параметры ТКС, оказывающие влияние на качество сервисов могут изменяться в различных диапазонах. В результате чего метод может быть нечувствительным или наоборот, слишком чувствительным к девиациям значений отдельных параметров. В случае, если ядро потенциальных функций является функцией от расстояния между двумя точками либо имеет иную, симметричную относительно различных параметров форму, для достоверного распознавания методом потенциальных функций необходимо, чтобы диапазоны изменения параметров примерно совпадали, а точки были распределены со схожей частотой относительно каждого из параметров. С этой целью производится масштабирование или нормирование значений параметров. Кроме того, можно подбирать форму ядра, соответствующую масштабу изменений значений параметров.

Если неизвестен вид разделяющей функции, то отсутствует возможность определения точного вида и параметров ядра потенциальных функций. На практике не обязательно определять наиболее близкое разложение разделяющей функции, можно выбрать в качестве потенциальной функции любую гладкую функцию от двух точек, которая соответствует указанным выше требованиям [17]. Удобно в качестве потенциальной функции взять колоколообразную функцию от расстояния между двумя точками, принимающую максимальное значение в центре. От выбора формы и параметров потенциальной функции зависит степень остроты колокола, и, соответственно, степень влияния отдельного исправления на всю разделяющую функцию. При выборе потенциальной функции, имеющей вид острого колокола, при каждом исправлении корректируется только

малый локальный участок, поэтому размер обучающей выборки должен быть большим. Также существует риск получить участки, на которых разделяющая функция принимает вид «гребенки», часто меняя решение об отнесении объектов к тому или иному образу на небольшом промежутке. При выборе потенциальной функции, имеющей вид пологого колокола, исправляется широкий участок результирующей функции, а граница разделения передвигается скачкообразно на существенное расстояние. При этом в итоге можно получить неадекватную функцию, если в конце обучения предъявить алгоритму неудачную точку.

Выбор формы потенциальной функции также зависит от частоты расположения точек обучающей выборки. Чем выше плотность точек, тем более узким может быть колокол потенциальной функции. Если же выбрать потенциальную функцию, имеющую вид острого колокола, при выборке с разреженными точками каждое исправление будет влиять лишь на небольшой локальный участок разделяющей функции. Поэтому целесообразно обучать сразу несколько моделей, выбирая разные потенциальные функции, после чего сравнивать их адекватность и отдать предпочтение модели, которая дает лучшие результаты.

Модели на основе потенциальных функций можно упростить, убрав из разделяющей функции отдельные точки, которые мало влияют на вид функции или являются выбросами. Одним из способов упрощения моделей является графическое построение функции для определения точек выброса, либо точек, не влияющих на результирующую функцию, и их последующего удаления из точек модели. Представляет интерес разработка методов автоматического выявления точек выброса и прореживания не влияющих на результирующую функцию точек для моделей метода потенциальных функций.

Выводы

Предложен метод оценки качества сервисов, связанных с передачей аудио и видео информации, на основании анализа значений совокупности ключевых метрик, измеренных в узлах телекоммуникационной сети. Оценивание уровня сервиса производится с применением методов теории распознавания образов, в частности, метода потенциальных функций. Проанализированы особенности применения метода при решении задач оценки уровня сервиса

IPTV. Проведены исследования для сравнения эффективности метода потенциальных функций с другими методами распознавания образов. Показано, что предложенный метод оценки уровня сервиса обладает большой точностью и быстродействием, а также не требователен к вычислительным ресурсам. Метод быстро обучается и хорошо классифицирует предъявляемые объекты. При получении новых данных не требует полного повторного обучения, ограни-

чиваясь только исправлением ошибок классификации на новых данных. Отмечены недостатки метода и предложены варианты их устранения при оценке уровня телекоммуникационных сервисов.

Модуль оценки уровня сервиса с использованием методов распознавания образов, в том числе метода потенциальных функций, реализован в составе системы управления SmartBase ITS Control, разработанной в НТУУ «КПИ».

Список литературы

1. Теленик С.Ф. Система управління інформаційно-телекомунікаційною системою корпоративної АСУ / С.Ф. Теленик, О.І. Ролік, М.М. Букасов, Р.Л. Соколовський // Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка. – К.: «ВЕК+», – 2006. – № 45. – С. 112–126.
2. Ролік А.І. Система управління корпоративної інформаційно-телекомунікаційної інфраструктурою на основі агентського походу / А.І. Ролік, А.В. Волошин, Д.О. Галушко, П.Ф. Можаровський, О.О. Покотило // Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка: Зб. наук. пр. – К.: «Век+», – 2010. – № 52. – С. 39–52
3. Harte L. Service Quality Monitoring, Analyzing, and Diagnostics for IP Television Systems and Services / L. Harte. – Althos Publishing, 2008. – 116 p.
4. NIQA – Non-Intrusive voice Quality Analyzer. Режим доступа: <http://www.sevana.fi/non-intrusive-voice-quality-testing-software.php>
5. Rec. ITU-R BS.1387-1. Method for objective measurements of perceived audio quality. – Recommendation ITU-R. – 2001. – 100 p.
6. Rec. ITU-T J144. Measurement of the quality of service. Objective perceptual video quality measurement techniques for digital cable television in the presence of a full reference. – ITU-T Recommendation. – 2001. – 70 p.
7. Rec. ITU-R BT.1683. Objective perceptual video quality measurement techniques for standard definition digital broadcast television in the presence of a full reference. – Recommendation ITU-R (Question ITU-R 44/6). – 2004. – 107 p.
8. Grancharov V. Non-intrusive speech quality assessment with low computational complexity / Volodya Grancharov, David Y. Zhao, Jonas Lindblom, W. Bastiaan Kleijn // In INTERSPEECH 2006 – ICSLP, Ninth International Conference on Spoken Language Processing, Pittsburgh, PA, USA, September 17–21, 2006. ISCA. – 2006.
9. Kratochvíl T., Slanina M. Digital Video Image Quality / Tomáš Kratochvíl, Martin Slanina // Digital Video, Floriano De Rango (Ed.), ISBN: 978-953-7619-70-1, InTech, (2010). Режим доступа: http://cdn.intechopen.com/pdfs/8532/InTech-Digital_video_image_quality.pdf
10. Rec. ITU-T G.107. The E-model: a computational model for use in transmission planning. – ITU-T Recommendation. – 2011. – 18 p.
11. Rec. ITU-T G.114. One-way transmission time. – ITU-T Recommendation. – 2003. – 12 p.
12. Technical Specification ETSI TS 102 034. Digital Video Broadcasting (DVB); Transport of MPEG-2 TS Based DVB Services over IP Based Networks. V1.4.1. – ETSI. – 2009. – 229 p.
13. TR148. Technical Report: Managing the Quality of Customer Experience, Release 1.0. – TM Forum. – Nov., 2009. – 121 p.
14. Rec. ITU-T J.244. Measurement of the quality of service. Full reference and reduced reference calibration methods for video transmission systems with constant misalignment of spatial and temporal domains with constant gain and offset. ITU-T Recommendation. – 2008. – 53 p.
15. Rec. ITU-R BT.1359. Relative timing of sound and vision for broadcasting. – Recommendation ITU-R (Question ITU-R 35-4/11). – 1998. – 3 p.
16. Айзерман М. А. Метод потенциальных функций в теории обучения машин / М.А. Айзерман, Э. М. Браверман, Л. И. Розоноэр. – М.: «Наука», 1970. – 384 с.
17. Васильев В.И. Распознающие системы: [справочник] / В.И. Васильев. – К.: Наукова думка, 1983. – 422 с.