

Linux и под ядром coLinux. Оказалось, что при малых размерностях матриц потери производительности нет, но при дальнейшем увеличении размерностей матриц наблюдается снижение эффективности на 20% (рис. 3).

Запуск теста Linpack на экспериментальной GRID-сети, для построения которой использовалось соединение вида coLinux->Linux, показал, что потеря производительности не превышает 12% по сравнению с соединением вида Linux->Linux (рис. 4).

Исходя из полученных данных, можно с уверенностью сказать, что GRID-сеть, построенная под управлением ОС Windows, будет иметь незначительные потери в производительности по сравнению с GRID-сетью, построенной под управлением ОС Linux, что делает проект по созданию GRID-сети под ОС Windows привлекательным для дальнейших исследований.

Литература

Интернет-адреса:

1. <http://www.computerra.ru/xterra/33974/>
2. <http://www.andLinux.org>
3. <http://www.globus.org>
4. <http://www.linux.org>
5. <http://www.niu.edu/mpi>
6. <http://www.unicore.eu>

ОБНАРУЖЕНИЕ ПАТОЛОГИЙ ГОЛОСОВОГО ТРАКТА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАШИНЫ НА ОПОРНЫХ ВЕКТОРАХ

У Ши, Янь Цзибинь, И. Э. Хейдоров

ВВЕДЕНИЕ

Применение автоматического анализа речи с использованием анализа признаков открывает широкие возможности для обнаружения патологий голоса [1].

Чтобы соответствовать данным требованиям медицинской практики, метод диагностики должен быть легким в использовании, быстрым, неинвазивным и доступным для врачей. В данной работе реализуется схема классификации речевых сигналов, специально разработанная для выявления патологий речевого тракта с использованием машины на опорных векторах (МОВ) [2]. Метод опорных векторов – это разделяющий классификатор, простой в своей основе, но чрезвычайно эффективный. Принципиальное отличие МОВ от общепринятых методов классификации, таких как скрытые марковские модели или смешанные гауссовские

модели, состоит в том, что МОВ прямо аппроксимирует межклассовые границы вместо моделирования распределения вероятностей по обучающему множеству.

В данной работе исследуются новые МОВ [3–5], а в качестве базиса для формирования вектора признаков используется непрерывное вейвлет-преобразование [6,7]. Базовые принципы такой схемы очень близки к тому, как специалист-медик анализирует речь больного.

1. МНОГОКЛАССОВЫЕ МАШИНЫ НА ОПОРНЫХ ВЕКТОРАХ

В качестве оптимального классификатора для решения поставленной задачи диагностики патологий голосового тракта использован метод МОВ. Для уменьшения вычислительной сложности предложен новый алгоритм классификации на основе многоклассовой МОВ, причем количество классов выбрано равным трем. Многоклассовая МОВ может быть построена на основе одноклассовой МОВ [2].

Пусть в R -мерном пространстве заданы разные наборы обучающих векторов: $\{(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i)\} \subset R^n \times R$. Входное пространство обучающих векторов разделено на M классов. Каждый класс представляется следующим образом:

$$\{(x_1^{(s)}, y_1^{(s)}), \dots, (x_i^{(s)}, y_i^{(s)}), s = 1, \dots, M\}, \quad (1)$$

где $i = 1, \dots, m$ – номера обучающих векторов $\{(x_i, y_i)\}$.

Применение многоклассовой МОВ в общем случае сводится к проведению последовательных одно-классовых классификаций для наборов обучающих векторов каждого класса, и получению $R^2_{(s)}$, $R^2_{(s)}$ является

радиусом гипер-сферы в квадрате для s класса. Если находится 3 класса, то есть 3 гиперсферы (рис.1). Белым цветом отображены точки первого класса, черным – второго, звездочками – третьего класса.

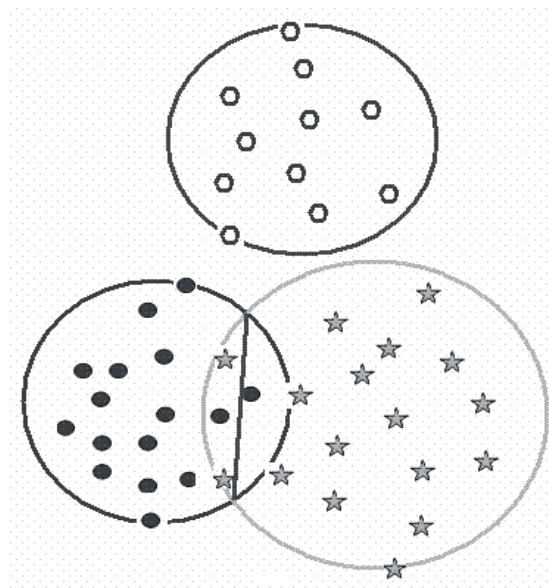


Рис.1. Гиперсферы для трех классов

2. Эксперимент

Речевой поток разбивался на отдельные слова. На вход МОВ подавались вектора признаков фиксированной длины, состоящие из 64 элементов, полученные следующим образом: непрерывное вейвлетное преобразование [6,7] каждого слова разбивается на 64 сегмента (16×8).

Это соответствует в частотно-временном диапазоне для случая 16×8 разбиению на 16 поддиапазонов вдоль оси частоты и на 8 вдоль оси времени.

Для решения задачи определения патологий голоса построены две модели с помощью метода многоклассовой МОВ:

1. модель классификации дикторов с узелками голосовых складок и дикторов с функциональными патологиями;

2. модель классификации здоровых дикторов, дикторов с функциональными патологиями и дикторов с узелками голосовых складок.

Использованные в данной работе использованы записи 90 голосов мужчин и женщин. Голосовой материал был получен путем записи одного и того же фрагмента текста, который содержит цифры от «два» до «девять». Среди 90 голосов 30 являются нормальными, 30 патологических голосов с узелками голосовых складок, 30 голосов с функциональными патологиями. Диагнозы были установлены экспертами Республиканского Центра патологии слуха, голоса и речи на основании объективных медицинских показаний.

В таблице 1 представлены результаты, полученные при классификации голосов с узелками голосовых складок и голосов с функциональными патологиями с помощью двухклассовой МОВ. Для данной задачи достигнута общая точность классификации при векторах признаков НВП 16×8 – 77.5% $((133+115)/(160+160))$.

В таблице 2 представлены результаты, полученные при классификации голосов с узелками голосовых складок и голосов с функциональными патологиями с помощью метода многоклассовой МОВ. Для данной задачи достигнута общая точность классификации при векторах признаков НВП 16×8 – 79.7% $((133+122)/(160+160))$.

В таблице 3 представлены результаты, полученные при 3-классовой классификации здоровых голосов, голосов с узелками голосовых складок и голосов с функциональными патологиями. Для данной задачи достигнута общая точность классификации при векторах признаков НВП 16×88 – 80.6% $((112+115+160)/(160+160+160))$.

Таблица 1

Классификации голосов с узелками голосовых складок и голосов с функциональными патологиями с использованием обычной МОВ

СЛОВО	ВХОДНОЙ СИГНАЛ (патология)	ВЫХОДНОЙ СИГНАЛ МОВ 16×4	
		верная классификация	ошибочная классификация
ВСЕГО	узелки(160)	133(83.1%)	27(16.9%)
	функция(160)	115(71.8%)	43(28.2%)

Таблица 2

Классификации голосов с узелками голосовых складок и голосов с функциональными патологиями с использованием многоклассовой МОВ

СЛОВО	ВХОДНОЙ СИГНАЛ (патология)	ВЫХОДНОЙ СИГНАЛ МЕТОДА МНОГОКЛАССОВОЙ МОВ 16×4	
		верная классификация	ошибочная классификация
ВСЕГО	узелки(160)	133(83.1%)	27(16.9%)
	функция(160)	122(76.2%)	38(23.8%)

Таблица 3

Классификация на здоровые голоса, голоса с узелками голосовых складок и голоса с функциональными патологиями с использованием новой многоклассовой МОВ

СЛОВО	ВХОДНОЙ СИГНАЛ	ВЫХОДНОЙ СИГНАЛ МЕТОДА МНОГОКЛАССОВОЙ МОВ 16×4		
		узелки	функция	здоровый
ВСЕГО	узелки(160)	112(70.00%)	38(23.75%)	10(6.25%)
	функция(160)	31(19.37%)	115(71.88%)	14(8.75%)
	здоровый (160)	0	0	160(100%)

3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотренный в работе многоклассовый метод эффективен с точки зрения снижения вычислительных затрат и возможности добавления новых классов, что делает его удобным для постоянного контроля развития патологий у пациентов. Результаты экспериментов с использованием выборки из 90 голосов продемонстрировали хорошую точность этого метода. Точность, достигнутая для рассмотренных задач, довольно высока (несмотря на небольшое число записей) и достаточно близка к точности, достигнутой при анализе объективно измеряемых параметров.

Литература

1. Maguire C. Identification of voice pathology using automated speech analysis // Third International Workshop on Models and Analysis of Vocal Emission for Biomedical Applications, Florence, Italy. 2003.
2. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. Изд. 2-е. М.- СПб. - Киев. Изд. Дом «Вильямс». 2006. 1103 с.
3. Friedhelm S , Günther P. Tree - structured support vector machines for multi - class pattern recognition. Multiple Classifier System , 2001. 409–417.
4. Tax D. M. J. et al. Support vector data description applied to machine vibration analysis. <http://citeseer.nj.nec.com/tax99support.html>
5. Tax D. M. J. et al. Data domain description by support vectors. In M. Verleysen, editor, Proceedings ESANN, Pages 251-256, Brussels, 1999.
6. Демин И. М. Иванов О. В. Нечитайло В. А. Вейвлеты и их использование //Успехи физических наук. 2001. Т. 171. № 5.
7. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов. М.: Мир. 2005. 671 с.