

# 基于混沌特性的语音信号分类

张其进<sup>1,2</sup>, 张玉梅<sup>1,2</sup>

(1. 陕西师范大学 现代教学技术教育部重点实验室, 陕西 西安 710119;  
2. 陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710119)

**摘要:** 语音识别广泛应用于人机交互、安全识别等相关领域, 语音信号分类是语音识别的重要基础。语音信号分类主要借助混沌特性的相关特征对语音信号进行研究。目前, 语音信号分类相关研究主要有模型训练分类和特征提取两种方法。模型训练分类法需要大量数据的支撑, 而且训练过程复杂、训练时间长。特征提取法需要提取大量不同特征进行分析, 过程复杂。文中在特征提取法的基础上提出一种基于李雅普诺夫指数的语音信号混沌特性分类方法。该方法以混沌理论中相空间重构为基础, 分别采用互信息法求取延迟时间、Cao 方法求取嵌入维数、小数据量法求最大李雅普诺夫指数, 然后探究各类语音信号的分布特点, 并对其进行分类。

**关键词:** 语音信号; 相空间重构; 特征提取; 李雅普诺夫指数; 分类

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2019)01-0066-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.01.014

## Classification of Speech Signal Based on Chaotic Characteristics

ZHANG Qi-jin<sup>1,2</sup>, ZHANG Yu-mei<sup>1,2</sup>

(1. Ministry of Education Key Laboratory for Modern Teaching Technology,  
Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China;

2. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China)

**Abstract:** Speech recognition is widely applied in human-machine interaction, security recognition and other related fields. The classification of speech signal is an important basis for speech recognition and it is mainly based on the relevant characteristics of chaotic characteristics to study speech signal. At present, the related researches of speech signal classification mainly include model training classification and feature extraction. The former needs a lot of data with complex training process and long training time. The latter needs to extract a large number of different features for analysis, which is also complex in process. In this paper, based on the feature extraction method, we propose a chaotic speech signal classification method based on Lyapunov index. On the basis of phase space reconstruction in chaotic theory, we respectively calculate the delay time by mutual information method, the embedded dimension by Cao method and the maximum Lyapunov index by small-data volume method, then explore the distribution characteristics of various speech signals and classify them.

**Key words:** speech signal; phase space reconstruction; feature extraction; Lyapunov index; classification

## 0 引言

在语音信号处理中, 分类问题一直是基础性的但又难以解决的课题之一。语音分类在语音预测、语音编码和解码等领域中都有广泛的应用。语音的产生依赖于发音器官, 包括肺、气管、声带、口腔、鼻腔和嘴唇等<sup>[1]</sup>。语音信号具有混沌特性, 这是因为语音信号会

在声道边际层产生涡流, 并最终形成一种湍流, 而湍流本身已经证实就是一种具有混沌特性的现象。Lyapunov 指数<sup>[2]</sup>能够给出系统分类对系统初始化值的依赖度。现有研究多是基于特征量对语音信号进行识别与预测, 而基于混沌特性的语音信号分类研究则较少。

文中以混沌理论中相空间重构<sup>[3]</sup>为基础, 采集同

收稿日期: 2018-02-27

修回日期: 2018-06-12

网络出版时间: 2018-11-15

基金项目: 国家自然科学基金(61373083, 61402273); 中央高校基本科研业务费专项资金(GK201302027); 陕西省重点科技创新团队项目(2014KTC-18); 高等学校学科创新引智计划(B16031)

作者简介: 张其进(1992-), 男, 硕士研究生, 研究方向为混沌系统理论、复杂网络; 张玉梅, 副教授, 硕导, CCF 会员(05352S), 研究方向为社会网络、无线传感器网络、普适计算等。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20181114.1556.036.html>

人群、不同发音的各类语音信号,计算出延迟时间和嵌入维数后求出其最大 Lyapunov 指数,探究其规律,找出各类信号的最大 Lyapunov 指数的分布区间,完成基于最大 Lyapunov 指数的语音信号分类。该方法将采集来的语音信号根据其最大 Lyapunov 指数进行分类,进一步说明了语音信号与混沌理论的切合性,并为语音信号的分类提供了新依据。

1 语音信号混沌特性的方法分析

1.1 相空间重构

研究语音信号的混沌特性需要还原出混沌特性系统的复杂动力学特征。Takens 嵌入定理<sup>[4]</sup>中证明了混沌系统最重要的两个参数—嵌入维数  $m$  和延时时间  $\tau$  的存在,通过相空间重构技术提取出混沌语音信号的性质和规律。相空间重构的原理如下:

设  $x(t), t = 1, 2, \cdots, N$  为混沌语音信号时间序列,在  $m$  维相空间中的状态转移形式为:

$$Y(t+1) = f(Y(t)) \tag{1}$$

其中,  $Y(t)$  为相空间中的点,  $\tau$  为延迟时间,且

$$Y(t) = (x(t), \cdots, x(t + (m-1)\tau)) \tag{2}$$

展开得:

$$(x(t+1), \cdots, x(t+1+(m-1)\tau)) = f(x(t), \cdots, x(t+(m-1)\tau)) \tag{3}$$

在重构的相空间中,第  $n + \tau$  个向量的前  $m - 1$  个分量为第  $n$  个向量的后  $m - 1$  个分量(  $\tau$  为时间延迟,  $m$  为嵌入维数)。如表 1 所示的时间序列  $\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15\}$ , 假设其嵌入维数  $m$  为 6, 延时时间  $\tau$  为 3, 则对其重构相空间得到向量。第四个向量  $x_4$  的前 3 个分量为第一个向量  $x_1$  的后 3 个分量, 第五个向量  $x_5$  的前三个分量为第二个向量  $x_2$  的后三个分量。

通过求出表 1 中语音信号正确的嵌入维数  $m$  和延迟时间  $\tau$ , 可以恢复语音信号的非线性动力学特征。文献[5]总结介绍了多种方法, 其中互信息法<sup>[6]</sup>是估计延迟时间  $\tau$  的有效方法, Cao 方法<sup>[7]</sup>是嵌入维数  $m$  选取最常用的方法, 在相空间重构中有广泛应用。因此, 文中分别采用互信息法求取延迟时间  $\tau$ , 用 Cao 方法来选取嵌入维数  $m$ 。

表 1 相空间重构

向量序号		向量的分量			
$x_1$	1	4	7	10	
$x_2$	2	5	8	11	
$x_3$	3	6	9	12	
$x_4$	4	7	10	13	
$x_5$	5	8	11	14	
$x_6$ 万方数据	6	9	12	15	

1.2 互信息法计算延迟时间

在理论上, 对一个理想的无限长和无噪声的语音信号时间序列, 延迟时间的选取是任意的, 但是实际中的语音信号序列是有限长度且存在噪声的, 所以在实际应用中, 延迟时间并不能随意取值。设观测时间序列为  $\{x(i), i = 1, 2, \cdots, N\}$ , 则在  $i$  和  $i + \tau$  时刻观测量之间的互信息函数为:

$$I(\tau) = \sum_{i=1}^N P[x(i), x(i + \tau)] \log_2 \left[ \frac{P[x(i), x(i + \tau)]}{P[x(i)]P[x(i + \tau)]} \right] \tag{4}$$

其中,  $P[x(i)]$  为点  $x(i)$  的概率密度;  $P[x(i), x(i + \tau)]$  为点  $x(i)$  和  $x(i + \tau)$  的联合概率。一般选择  $I(\tau)$  求取到的第一个局部最小的  $\tau$  为延迟时间, 此时产生的冗余最小, 并具有最大独立性, 能够很好地还原混沌系统的动力学特性。

1.3 Cao 方法计算嵌入维数

假设有一组时间序列  $x_1, x_2, \cdots, x_N$ , 延迟时间向量可以被重构为:

$$y_i(d) = (x_i, x_{i+\tau}, \cdots, x_{i+(d-1)\tau}), i = 1, 2, \cdots, N - (d-1)\tau \tag{5}$$

其中,  $d$  为嵌入维数;  $\tau$  为延迟时间。记  $y_i(d)$  为当嵌入维数为  $d$  时的第  $i$  个重构向量。类似的,  $y_i(d + 1)$  是嵌入维数为  $d + 1$  时的第  $i$  个重构向量。

如果  $d$  是合适的嵌入维数, 那么  $d$  维重构相空间中邻近的任意两点, 如果在  $d + 1$  维重构之后的空间中仍然邻近, 称这样的一对点为真邻近点; 否则, 称其为虚假邻近点<sup>[8]</sup>。正确的嵌入意味着没有虚假邻近点存在, 通常通过判断  $a(i, d)$  是否大于给定的阈值来确定是否是虚假邻近点, 其中

$$a(i, d) = |x_{i+d\tau} - x_{n(i, d)+d\tau}| / \|y_i(d) - y_{n(i, d)}(d)\| \tag{6}$$

从  $a(i, d)$  的定义来看, 对不同的点  $i$ , 至少在理论上  $a(i, d)$  应该有不同的阈值。不同的时间序列可能有不同的阈值。这说明只依靠嵌入维数  $d$  和每个轨线上的点以及给定的时间序列来得出正确且合理的阈值是很困难的。为了避免这个问题, 定义:

$$E(d) = \frac{1}{N - d\tau} \sum_{i=1}^{N-d\tau} a(i, d) \tag{7}$$

$E(d)$  只取决于嵌入维数  $d$  和延迟  $\tau$ 。为了研究  $E(d)$  从  $d$  到  $d + 1$  的变化, 定义:

$$E_1(d) = E(d + 1) / E(d) \tag{8}$$

当  $d$  比某一  $d_0$  大时, 如果  $E_1(d)$  停止改变, 那么  $d_0 + 1$  即为最小嵌入维数。理论上, 在随机的时间序列中, 随着  $d$  的增长,  $E_1(d)$  永远不会达到饱和值停止变化。但是由于可供观测的数据样本有限, 虽然时间

序列是随机的,  $E_1(d)$  有可能在某一  $d$  值时停止变化。因此,为了减小计算误差,使结果更加准确,需要再计算  $E_2(d)$ 。

定义:

$$E^*(d) = \frac{1}{N - d\tau} \sum_{i=1}^{N-d\tau} |x_{i+d\tau} - x_{n(i,d)+d\tau}| \quad (9)$$

$$E_2(d) = E^*(d+1)/E^*(d) \quad (10)$$

由于未来的新值与之前的值无关,  $E_2(d)$  在这种情况下对任何  $d$  来讲,值都为 1。但是,对确定的时间序列,  $E_2(d)$  是确实与  $d$  相关的。所以,必定存在某一  $d$  值,使  $E_2(d) \neq 1$ 。当  $E_1(d)$  和  $E_2(d)$  都在 1 附近稳定时,即得到了最小嵌入维数。要确定时间序列的最小嵌入维数,必须计算  $E_1(d)$  和  $E_2(d)$ ,以便从随机时间序列中区分出确定的时间序列。

## 2 小数据量法计算最大 Lyapunov 指数

Lyapunov 指数是指系统邻近两个或者多个轨道整体分离速率指数的评估,是对产生时间序列数据的系统混沌特性大小的衡量标准之一。最大 Lyapunov 指数作为混沌系统的一个重要特征量,是混沌特性识别的主要依据之一。当最大 Lyapunov 指数小于零时,系统具有部分稳定的点;当最大 Lyapunov 指数等于零时,则对应着多个呈现周期性循环的解集或者存在系统分离点;系统的最大 Lyapunov 指数作为衡量是否具有混沌特性的标志,当最大 Lyapunov 指数大于零时,认为符合混沌系统的特点。

1993 年 Rosenstein 等<sup>[9]</sup>提出了用于计算小数据量样本最大 Lyapunov 指数的小数据量法。它具有计算速度快、抗噪声能力强的特点。其计算过程如下:

完成相空间重构之后,需要寻找重构之后的每个点  $X_j$  的最近邻接点  $X_j$ , 即:

$$d_j(0) = \min_{X_j} \|X_j - X_j\|, |j - \hat{j}| > P \quad (11)$$

其中,  $j = N_0, N_0 + 1, \dots, N$ ,  $N_0 = (m-1)\tau + 1$ ,  $d_j(0)$  表示到第  $j$  个点的最近距离,  $P$  为混沌时间序列的平均周期,则最大 Lyapunov 指数可通过重构之后的相空间中每个点的最近邻点的平均发散速率进行估计。最大 Lyapunov 指数<sup>[10]</sup>估计公式为:

$$\lambda_1(i) = \frac{1}{i \cdot \Delta t} \cdot \frac{1}{(N-i)} \sum_{j=N_0}^{N-i} \ln \frac{d_j(i)}{d_j(0)} \quad (12)$$

其中,  $i = N_0, N_0 + 1, \dots, N$ ,  $\Delta t$  为样本周期,  $d_j(i)$  是第  $j$  个最近邻点经过  $i$  个离散时间步长的距离。

后来 Sato 等将该估计公式改进为:

$$\lambda_1(i, k) = \frac{1}{k \cdot \Delta t} \cdot \frac{1}{(N-k)} \sum_{j=N_0}^{N-k} \ln \frac{d_j(i+k)}{d_j(i)} \quad (13)$$

其中,  $k$  是常数,最大 Lyapunov 指数在此时的含义为系统总体混沌水平的量的估计。结合 Sato 等的

估计式有:

$$d_j(i) \approx C_j e^{\lambda_1(i \cdot \Delta t)}, C_j = d_j(0) \quad (14)$$

将上式两边取对数得到:

$$\ln d_j(i) \approx \ln C_j + \lambda_1(i \cdot \Delta t) \quad (15)$$

最大 Lyapunov 指数相当于上式直线的斜率,可通过最小二乘法<sup>[11]</sup>逼近这组直线而得到,即:

$$y(i) = \frac{1}{q \Delta t} \sum_{j=1}^q \ln d_j(i) \quad (16)$$

其中,  $q$  为非零  $d_j(i)$  的数目,  $y(i)$  为距离  $d_j(i)$  对  $q$  累积和的平均值。

## 3 实验分析与比较

实验采用计算机内插声卡,外接一个麦克风和两个喇叭,以组成文中的研究系统。利用该系统,采集了各种类型的语音,其中包括 5 个男声和 5 个女声。对语音采用 8 kHz 采样频率,8 位的采样精度。经过大量的语音采集和人工剪切工作,得到了包括长单元音和所有双元音在内的样本共 300 个,作为实验样本。

由于辅音时长较短,致使误差较大,且辅音信号的送气强度及其与声道壁的摩擦程度均比元音信号要强,因此可以认为辅音信号的混沌程度<sup>[12]</sup>大于元音信号的混沌程度,在此不再测算辅音信号。

对采集的信号进行语音信号与处理、参数计算、语音筛选、特征归类这几个具体的步骤。对采集的语音信号分别选取延迟时间、嵌入维数,然后计算最大 Lyapunov 指数,并根据已有国际音标<sup>[13-14]</sup>的发音类型,寻找其最大 Lyapunov 指数的规律,得到其语音分布。

### 3.1 参数计算

延迟时间的求取使用互信息法,得到语音的嵌入维与误差的关系图,得到的第一个极小值,此时该值即为该语音的最小延迟时间。文中求取了说话者 1/a:/ 的语音,延迟时间为 2。

图 1 为求取说话者 1 的/a:/音的嵌入维数。

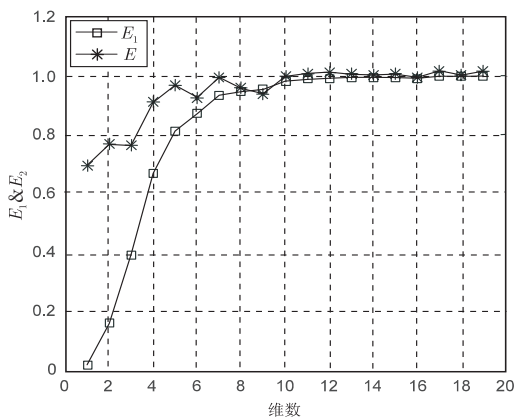


图 1 说话者 1/a:/音的嵌入维数

图中下方的曲线代表  $E_1(d)$ , 上方曲线代表

$E_2(d)$ 。选取两者在纵坐标 1 附近趋于稳定的点,该点对应的横坐标即选取为嵌入维数。从图中可看出说话者 1 的/a:/音的嵌入维数为 11。

图2为求取说话者2的/aɪ/音的最大Lyapunov指数。如图所示,选取图中趋近于直线段的部分进行拟合,即100~300段,得到说话者2的/aɪ/音的最大Lyapunov指数为0.8165。

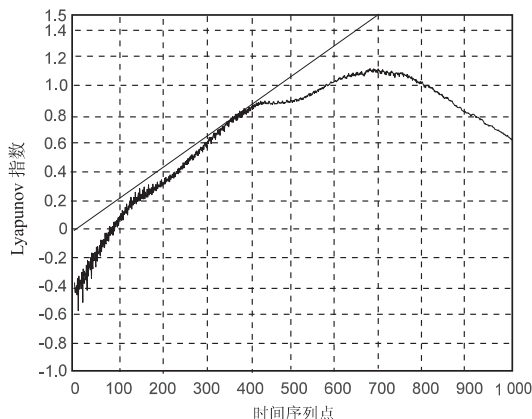


图2 说话者2的/aɪ/音的最大 Lyapunov 指数

### 3.2 男声和女声的最大 Lyapunov 指数

对采集到的语音信号,按男声、女声分类,计算每一类各组发音的最大李雅普诺夫指数的平均值。

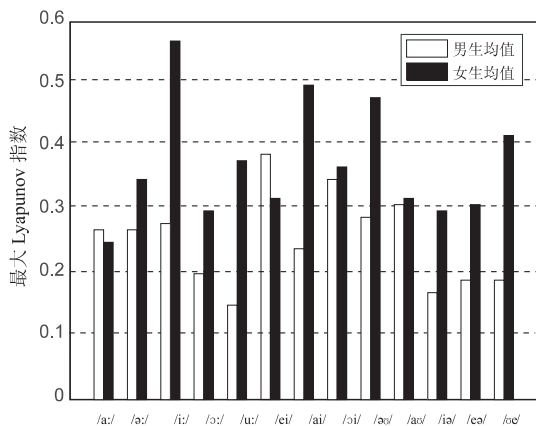


图3 各音素的男女均值比例

通过实验发现男生和女生的最大 Lyapunov 指数范围分别为  $0.138 \sim 0.377$  与  $0.313 \sim 0.560$ , 结合图 3 可以发现, 男声均值分布在  $0.14 \sim 0.38$  之间, 女声均值分布在  $0.31 \sim 0.56$  之间。在这 13 组语音信号中, 除了/a:/音和/ei/音的最大 Lyapunov 指数男声大于女声外, 其余的音素的最大 Lyapunov 指数都是女声大于男声。而且/a:/音和/ei/音女声和男声的最大李雅普诺夫指数差值在 0.03 以内。因此在误差允许的范围内, 可以确定对于同一个发音, 女声的最大 Lyapunov 指数大于男声的最大 Lyapunov 指数。

### 3.3 各类元音的最大 Lyapunov 指数分类

英语音标中,按发音时舌活动的范围分类:长单元音分为前元音*i:/*,中元音*ə:/*和后元音*ɔ:/*、*u:/*、

/a:/; 双元音分为合口双元音/ei/、/ai/、/ɔi/、/əu/、/au/和集中双元音/iə/、/ɛə/、/uə/。计算得到每个音素的最大的Lyapunov指数的平均值,如表2所示。

表2 各音素最大 Lyapunov 指数的平均值

语音类别	语音因素	平均值
前元音	/i:/	0.415
中元音	/ə:/	0.298
	/a:/	0.262
后元音	/ɔ:/	0.267
	/u:/	0.239
	/ei/	0.343
	/ai/	0.388
合口双元音	/ɔi/	0.357
	/əu/	0.374
	/au/	0.370
	/iə/	0.237
集中双元音	/ɛə/	0.261
	/uə/	0.312

可以看出:前元音的值在 0.40 ~ 0.43 之间,中元音的值在 0.28 ~ 0.32 之间,后元音则位于 0.22 ~ 0.28;合口双元音的值在 0.34 ~ 0.40 之间,而集中双元音则在 0.24 ~ 0.32 之间。由此可以得出结论,长单元音中的前元音、中元音、后元音以及双元音中的合口双元音和集中双元音有明显的 Lyapunov 指数分界。

通过数据比对与分析,得出各类语音信号的最大 Lyapunov 指数具有以下特征:女声的最大 Lyapunov 指数大于男声的最大 Lyapunov 指数;前元音>中元音>后元音;合口双元音>集中双元音。

共采集 300 个样本,根据对元音最大 Lyapunov 指数的分类,求出各语音信号恰好落在对应分布区间的概率(见表 3)。可见估计的分布区间都有高于 90% 的对应性,进一步证明了该结论的正确性。

表3 各类元音的最大 Lyapunov 指数分类区间

音素种类	分布区间	落在区间的概率/%
前元音	0.40 ~ 0.43	98.3
中元音	0.28 ~ 0.32	96.0
后元音	0.22 ~ 0.28	90.5
合口双元音	0.34 ~ 0.40	93.4
集中双元音	0.24 ~ 0.32	91.6

## 4 结束语

混沌理论在本质上是非线性的,可以弥补传统线性分析方法的不足,因此对于语音信号处理具有重要作用。文中通过采集大量语音样本,并进行大量的实验,进一步探究了语音信号的混沌特性,利用 Lyapunov 指数这一特征量,总结了各类语音音素的最大



种熵测量的方法来度量 DJI、HIS、SCI、SZCI 四只股指在金融危机发生前后股指的复杂性以及这几个股指之间的关系。

#### 参考文献:

- [1] 高晓蕾. 复杂时间序列的若干问题研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [2] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. Am J Physiol Heart Circ Physiol, 2000, 278(6): H2039-H2049.
- [3] PINCUS S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1991, 88(6): 2297-2301.
- [4] ZHAO Lina, WEI Shoushui, ZHANG Chengqiu, et al. Determination of sample entropy and fuzzy measure entropy parameters for distinguishing congestive heart failure from normal sinus rhythm subjects[J]. Entropy, 2015, 17(9): 6270-6288.
- [5] 白冬梅, 邱天爽, 李小兵. 样本熵及在脑电癫痫检测中的应用[J]. 生物医学工程学杂志, 2007, 24(1): 200-205.
- [6] 赵志宏, 杨绍普. 一种基于样本熵的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2012, 31(6): 136-140.
- [7] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy to distinguish physiologic and synthetic RR time series

[J]. Computers in Cardiology, 2002, 29: 137-140.

- [8] WU S D, WU C W, LIN S G, et al. Time series analysis using composite multiscale entropy[J]. Entropy, 2013, 15: 1069-1084.
- [9] WU S D, WU C W, LIN S G, et al. Analysis of complex time series using refined composite multiscale entropy[J]. Physics Letters A, 2014, 378: 1369-1374.
- [10] 李 昕, 谢佳利, 侯永捷, 等. 改进的多尺度熵算法及其情感脑电特征提取性能分析[J]. 高技术通讯, 2015, 25(10-11): 865-870.
- [11] 曾雅云. 多变量随机交互系统价格模型与金融统计分析[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [12] COSTA M, PENG C K, GOLDBERGER A L, et al. Multiscale entropy analysis of human gait dynamics[J]. Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications, 2003, 330(1-2): 53-60.
- [13] 徐梦佳. 复杂系统时间序列的复杂性及相关性研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [14] XU M, SHANG P, HUANG J. Modified generalized sample entropy and surrogate data analysis for stock markets[J]. Communications in Nonlinear Science & Numerical Simulation, 2016, 35: 17-24.
- [15] LIN A, SHANG P, ZHONG B. Hidden cross-correlation patterns in stock markets based on permutation cross-sample entropy and PCA[J]. Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications, 2014, 416: 259-272.

(上接第 69 页)

Lyapunov 指数区间, 寻找其规律, 并实现了分类, 为语音信号的进一步处理提供了数据基础, 取得了比较满意的效果。

#### 参考文献:

- [1] 朱 琦, 鄢广增, 肖海勇. 基于模式识别的语音分类方法[J]. 南京邮电学院学报: 自然科学版, 2000, 20(4): 29-33.
- [2] GAO Y, SHAO S, XIAO X, et al. Using pseudo amino acid composition to predict protein subcellular location: approached with Lyapunov index, Bessel function, and Chebyshev filter[J]. Amino Acids, 2005, 28(4): 373-376.
- [3] ELSNER J B, TSONIS A A. Phase space reconstruction[M]//Singular spectrum analysis. US: Springer, 1996: 143-155.
- [4] SUZUKI H. Takens' embedding theorem[J]. Journal of Japan Society for Fuzzy Theory & Systems, 1998, 10: 82-86.
- [5] 张淑清, 贾 健, 高 敏, 等. 混沌时间序列重构相空间参数选取研究[J]. 物理学报, 2010, 59(3): 1576-1582.
- [6] 吕小青, 曹 彪, 曾 敏, 等. 确定延迟时间互信息法的一种算法[J]. 计算物理, 2006, 23(2): 184-188.
- [7] CAO Liangyu. Practical method for determining the mini-

mum embedding dimension of a scalar time series[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1997, 110(1-2): 43-50.

- [8] SU Y, LIANG S, ZENG C, et al. Study on nonlinear variable selection based on false nearest neighbours in KPLS subspace[J]. International Journal of Advancements in Computing Technology, 2012, 4(18): 324-332.
- [9] ROSENSTEIN M T, COLLINS J J, DELUCA C J. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1993, 65(1-2): 117-134.
- [10] 张 勇, 陈天麒, 陈 滨. 计算最大 Lyapunov 指数的推广小数据量法[J]. 电子科技大学学报, 2004, 33(3): 254-257.
- [11] 鲁铁定, 陶本藻, 周世健. 基于整体最小二乘法的线性回归建模和解法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2008, 33(5): 504-507.
- [12] 王庆福. 汉语语音的局部线性预测及其编码应用[D]. 南京: 南京大学, 2004.
- [13] 焦伟华, 席晓革. 英语发音与单词音标拼读[M]. 郑州: 河南大学出版社, 2011.
- [14] 叶 龙. 综合自然拼读法与国际音标构建英语拼读拼写方案的研究设计[D]. 长沙: 湖南大学, 2013.