

## • 综述 •

## 嗓音声学分析方法的研究现状

刘思维<sup>1</sup> 邵骏<sup>1</sup>

**[提要]** 嗓音声学分析可用于检测和分析正常嗓音、艺术嗓音和病理性嗓音的声学特征,是一种客观、定量、非侵入且可重复的嗓音质量评价方法。随着现代医学、物理学、统计学和人工智能技术的发展,近年来嗓音声学分析的研究,特别是在声学参数的开发和适用性上有了新的进展。同时利用人工神经网络等辅助计算方法进行复杂的多参数分析,大大提高了嗓音声学分析的效率。本文就嗓音声学分析的方法及其最新进展做一概述。

**[关键词]** 嗓音质量;客观评价;声学分析

**DOI:**10.13201/j.issn.2096-7993.2022.12.016

**[中图分类号]** R767.92 **[文献标志码]** A

## Current methods of acoustic analysis of voice: a review

LIU Siwei SHAO Jun

(Department of Otolaryngology, Eye&ENT Hospital, Fudan University, Shanghai, 200031, China)

Corresponding author: SHAO Jun, E-mail: eentshao@163.com

**Summary** Acoustic analysis of the voice, as an objective, quantitative, non-invasive and reproducible method for the evaluation of voice quality, can be used to detect and analyze the acoustic characteristics of normal, artistic or pathological voice. With the development of medicine, physics, statistics, and artificial intelligence technology, there are new advances in the study of voice acoustic analysis, especially in terms of acoustic parameters. In addition, artificial neural networks can be used to perform complex multi-parameter analysis, which greatly improves the efficiency of acoustic analysis. This paper provides an overview of the methods of acoustic analysis and its latest development.

**Key words** voice quality; objective evaluation; acoustic analysis

欧洲喉科学会咽喉组曾于2000年提出一套适用于嗓音疾病的基本检查方法,包括以下5个方面:医生主观听感知评价、患者自评、动态喉镜、声学分析和空气动力学测量。其中主观评估方法至今仍是临床实践和科学研究中嗓音质量评价的“金标准”。然而,主观评估受到评估者的经验、评级标准不同等诸多因素的影响,导致结果不一致,分析效率低下<sup>[1]</sup>。因此,有必要借助客观、定量的方法来评价嗓音质量。声学分析利用软硬件设备对声音进行采样,客观、定量地分析嗓音的声学特征,从而辨别嗓音障碍及其程度。声学分析的检查过程是可重复的,而且对患者不会造成侵入性的损伤。而且相对主观评估方法,声学分析更容易发现疾病早期出现的、人耳难以觉察的嗓音异常变化<sup>[2-3]</sup>。

嗓音产生的过程涉及生理学、生物力学和空气动力学机制<sup>[4]</sup>。声带是发声的主体,呼吸气流是动

力源,气流作用于声带,声带振动产生的原始声音称为基音。基音经过咽腔、口腔、鼻腔、鼻窦等共鸣腔的共鸣作用后泛音成分增加,从而具备了特定的音色,在舌、腭、唇、齿、颊等构音结构的进一步调节下产生元音和辅音,最终形成独特的嗓音<sup>[5]</sup>。嗓音具有音质、音高、响度等多个维度的感知特性,这些特性受到声门下压力、声带振动状态和声道共鸣作用的影响。当咽喉部病变或其他系统疾病干扰正常发声活动时,嗓音的某些声学特征会发生改变,出现发声障碍。值得注意的是,发声障碍可能提示某些潜在的严重疾病,如头颈部肿瘤或神经系统疾病,应及时予以评估和诊治<sup>[2-4,6-7]</sup>。

### 1 嗓音声学分析软件

目前用于声学分析的专业设备得到公认的有KayPentax公司的嗓音检测软件,如CSL(Computerized Speech Lab),通过结合多个功能不同的模块实现嗓音多维度的声学分析,常用的有多维嗓音分析(multi-dimensional voice program, MD-VP)、言语嗓音障碍分析(analysis of dysphonia in

<sup>1</sup>复旦大学附属眼耳鼻喉科医院耳鼻咽喉科(上海,200031)  
通信作者:邵骏,E-mail:eentshao@163.com

speech and voice, ADSV) 等软件模块, 其中 MDVP 用于持续元音的分析, 而 ADSV 对持续元音和连续语音均适用<sup>[8-9]</sup>。此外, 荷兰阿姆斯特丹大学嗓音科学研究所的 Praat 软件也常用于声学分析(免费供研究者使用: <http://www.fon.hum.uva.nl/praat/>)<sup>[8,10-12]</sup>, 可安装在个人笔记本电脑上使用。目前有多种软件可用于分析倒谱系参数: ADSV、Praat、Hillenbrand 等软件。其中常用的是 ADSV 与 Praat, 有研究将两者的倒谱峰值突出(cepstral peak prominence, CPP)测量值进行对比, 发现两者具有高度相关性<sup>[13-15]</sup>。Matlab 可用于非线性动力学分析, 它是一款实用的商业数学专业工具, 还可以进行机器学习等数据分析。

## 2 嗓音分类方法

1996 年, Titze 等<sup>[16]</sup>根据嗓音信号周期性的强弱, 将语音信号分为 3 种类型, 第 1 类是周期性的规则信号; 第 2 类信号谐波成分减少, 出现次谐波或调制信号; 第 3 类嗓音则无明显的周期性信号。2010 年, Sprecher 等<sup>[17]</sup>基于非线性动态系统理论概念提出了四型分类, 保持第 1、2 类型嗓音分类不变, 而将无明显周期性的嗓音进一步划分, 即把含强随机信号成分如呼吸湍流噪声的嗓音划归为第 4 类。除以上两种分类方法之外, 还有多种按照不同标准进行嗓音分类的方法, 但现有的任何一种嗓音分类系统均不能涵盖所有的异常嗓音, 目前尚无关于嗓音障碍分类方法的国际共识<sup>[4]</sup>。

## 3 嗓音客观声学分析方法

检测时要求环境噪声低于 45 dB, 最好是在隔声室内进行。嗓音样本的选择包括持续语音和连续语音, 持续语音声样一般选择受口腔和舌干扰最小的 /a/、/i/、/æ/ 元音, 连续语音则可采用“彩虹语段”等小短文阅读。测试前先让受试者做短时间的发声练习, 头戴式麦克风的位置应避免开口鼻呼吸气流, 与嘴唇相距 4~10 cm, 夹角呈 45°~90°, 通过与麦克风前置放大器或计算机声卡连接的录音机进行录音<sup>[18-19]</sup>。在采样时机方面, 有研究提出应选择早晨进行评估, 避免参与者的声音受到昼夜节律变化的影响<sup>[13,20]</sup>。临床实践中, 如有条件, 可将喉镜检查与声学采样相结合, 便于对声带振动状态和嗓音质量进行同步观察<sup>[19]</sup>。

### 3.1 线性分析

常用参数为基频(F0)、频率微扰(jitter)、振幅微扰(shimmer)、声压级(sound pressure level, SPL)、谐噪比(harmonic-to-noise ratio, HNR)等, 这些参数出现较早, 目前仍是临床嗓音功能检测常用的指标。如前所述, 来自肺部的气流使声带振动而产生基音, 声带振动的最低固有频率即为基频, 实际声学测量中得到的 F0 是一段嗓音样本的平均基频。与频率相关的参数还包括音域(vocal

range)或音域 D 值(D-value of vocal range), 表示发声的最低音到最高音的音高上下限范围, 常用来评估职业用嗓者<sup>[21]</sup>或患者干预前后的发声能力<sup>[22]</sup>。声压级与振动幅度有关, 声压级越大声音响度越大。微扰参数(jitter, shimmer)表示声带相邻振动周期之间频率、振幅的差异, 反映声带振动周期的稳定性, 其值越大说明嗓音周期之间频率、振幅的差异就越大, 即声带振动越不规则。自 Lieberman(1961)首次提出扰动的检测方法后, 微扰参数就成为临床嗓音分析的一项重要指标, 用于区分正常嗓音和异常嗓音。然而, 微扰参数的计算需要估计每个发声周期的基频和振幅, 对于周期不规则的嗓音无法进行准确的估计, 所获得的微扰分析结果既无效也不可靠, 因此微扰参数不能用于分析第 3、4 类嗓音信号<sup>[23-26]</sup>。除微扰分析之外, 常用来衡量嗓音周期性强弱的指标还有谐噪比(HNR)。HNR 表示谐波能量与噪声能量之比, 嗓音信号的周期性越强, 谐波成分占比越多, HNR 值越高, 但其正常参考范围在不同年龄段的人群中存在差异<sup>[26-27]</sup>。

### 3.2 非线性动态学分析

20 世纪 90 年代, Herzel 等<sup>[23]</sup>提出非线性参数可以对成分复杂、周期不规则的嗓音信号间的差异进行定量评估。非线性动态学分析(nonlinear dynamic measures)中常见的参数包括关联维(correlation dimension, D2)、二阶熵(second-order entropy, K2)、频谱收敛比(spectrum convergence ratio, SCR)、发散率(rate of divergence, ROD)、非线性频谱能量差比(nonlinear energy difference ratio, NEDR)、嗓音类型分布图(voice type component profile, VTCP)等。SCR 是一个形容嗓音的周期性强度的连续变量, 第 1 类嗓音 SCR 值最高, 随后逐渐降低, 因此在区分第 3、4 类嗓音时差别可能并不明显<sup>[24]</sup>; D2 描述的是声带振动相空间轨迹上两点间的关联度; K2 表示随时间变化时动态系统的信息消失速率<sup>[27]</sup>; ROD 是利用经改良 Wolf 算法来计算 Lyapunov 指数, 但是当信号中存在大量噪声时则不再适用<sup>[28]</sup>。根据已有研究, 上述 D2、K2、SCR 和 ROD 都不能可靠、客观地区分出所有的嗓音信号类型。人类发出的嗓音信号实际上并非一成不变, 而是由多种嗓音类型按照一定的分布和比例构成, 据此, 蒋家琪教授团队提出使用 VTCP 表示某一嗓音信号中含有的每种嗓音类型(四分类型)的比例<sup>[29]</sup>; NEDR 则用于量化频谱能量分布的差异, 第 1 类嗓音的周期性较强, 频谱能量分布稳定, 而第 3 和 4 类嗓音的频谱能量分布可能有很大差异, 据此可将嗓音信号进行分类(四分类型)<sup>[30]</sup>。一系列研究表明, 在诊断嗓音障碍时, 非线性动态测量比传统的微扰参数具有更好的诊断效能, 是对嗓音

信号进行分类的有效方法<sup>[31-39]</sup>。

### 3.3 CPP

2018年,美国言语语言听力协会(ASHA)提出将CPP作为一项常规的测量指标纳入嗓音质量客观评价的标准化方案<sup>[19]</sup>,但目前临床应用有限。倒谱(Cepstral)指的是对声音频谱进行傅里叶变换的结果,它反映的是声音频率本身的周期性规律,可以直观地理解为“频谱的频谱”<sup>[8]</sup>。一个周期性较强的嗓音信号的倒谱,在基本周期的对应点上,有一个突出的大幅度峰值,一个周期性较弱或非周期性嗓音信号的峰值幅度则较低。与前述声学参数相比, CPP具有许多优势:第一,不仅可用于分析持续元音,还可以分析连续语音;第二,计算CPP值无需依赖平均基频值和足够长度的持续元音嗓音信号,对于严重非周期性的语音也能进行分析。越来越多的研究工作表明, CPP分析能够区分出不同语言和不同口语任务中存在的嗓音障碍及其严重程度,且与主观听感知评估具有相关性<sup>[8,10-11,26,40-41]</sup>。Murton等<sup>[8]</sup>用上述两种软件测量英语嗓音样本的CPP值,并提出了用于界定嗓音障碍的临界值:使用ADSV测量时,  $CPP < 11.46$  dB(对于持续的/a/元音)和  $< 6.11$  dB(对于彩虹语段)即认为存在嗓音障碍,使用Praat测量时,两个临界值分别为  $14.45$  dB和  $9.33$  dB,准确率高达  $94.5\%$ ,但尚不能界定不同嗓音障碍类型的CPP值范围。被测语段的基频、声强、取样时长、患者性别、年龄可能会对CPP值造成影响,往后的研究需要扩大样本量,进一步明确影响因素,并探讨不同人群CPP的正常参考范围<sup>[10,14,42-43]</sup>。

### 3.4 复合参数

复合参数由多个声学指标加权计算而来,用于对嗓音质量进行综合评估。目前用于嗓音声学分析的复合参数包括嗓音障碍严重程度指数(dysphonia severity index, DSI)、嗓音障碍倒谱指数(cepstral spectral index of dysphonia, CSID)、声学嗓音质量指数(acoustic voice quality index, AVQI)和声学呼吸指数(acoustic breathiness index, ABI)。其中可用于分析持续元音和连续语音的有CSID、AVQI、ABI。DSI是由最高基频( $F_0$  max)、最低的发声强度、最长发声时间、jitter进行加权计算得来,用于分析持续元音,现已用于评估言语治疗、嗓音训练和嗓音外科手术的治疗效果<sup>[20,44-45]</sup>。CSID是ADSV软件模块对三个声学参数进行加权计算得来的,这三个参数是倒频谱参数、L/H频谱比(低于  $4$  kHz与高于  $4$  kHz的频谱能量之比)及L/H频谱比的标准差。AVQI(最新的03.01版本)来自6个声学参数的加权计算,包括倒谱系参数、谐噪比、微扰参数等<sup>[46-47]</sup>。ABI则以9个声学参数为基础的测量指标,用来评估发声

时由于声门闭合不全产生的气流噪声。AVQI和ABI均可通过Praat软件进行分析,取值范围  $0 \sim 10$ ,值越大说明嗓音障碍的程度越严重<sup>[46,48-49]</sup>。

根据多项以主观评估或喉镜结果为标准对照的诊断试验来看,各复合参数对嗓音障碍的诊断价值各不相同。Aghadoost等<sup>[20]</sup>将嗓音障碍患者的DSI与VHI测试结果进行比较,发现两者没有明显的相关性。Englert等<sup>[50]</sup>认为AVQI、ABI分别与VHI有中等相关性。Maryn等<sup>[51-52]</sup>通过评估AVQI在英语、荷兰语、德语和法语中的效度和信度,认为AVQI可在多种语言中进行嗓音障碍的整体评估。Lee等<sup>[48]</sup>的研究指出,与AVQI相比,CSID与主观听感知评估之间具有更强的相关性。近年来李曙光等<sup>[53]</sup>在汉语普通话人群( $n=100$ )的研究中,证明AVQI是一项可准确、稳定地判断整体语音质量的参数,在临床实践中有潜力与电子喉镜检查 and GRBAS评分量表平行使用。

## 4 机器学习方法在声学分析中的应用

随着越来越多的生物医学数据和人工智能的普及,机器学习方法已被积极用于开发各种疾病状态评估工具。人工神经网络是在现代神经生物学研究基础上提出的模拟生物过程以反映人脑某些特性的计算结构,是对人脑思维过程的抽象的简化与模拟,具有非线性映射、分类与识别、优化计算等不同的功能<sup>[54]</sup>。

现已开发多种基于声学参数的机器学习系统,用于自动区分不同的嗓音类型,研究显示这些系统大多数具有相当高的诊断准确性。例如,Vashkevich等<sup>[55]</sup>使用线性识别分析方法对肌萎缩侧索硬化早期的嗓音障碍进行自动识别,诊断准确度达到  $99.7\%$ 、灵敏度达到  $99.3\%$ 和特异性高达  $99.9\%$ 。Miramont团队采用CPP、HNR和Shimmer以及非线性动力学参数等作为检测指标,结合多分类线性支持向量机器,设计了一种嗓音自动分类程序,将英语或德语嗓音样本按照Titze的3种类型进行分类,准确率达到  $82.71\%$ 。Mahajan等<sup>[56]</sup>建立了双模态分类模型,用于提高阿尔兹海默症早期嗓音变化的检测效能。在不同的诊断试验中,各种算法模型对嗓音障碍的识别效能是有差异的,同一种算法模型在评估来自不同嗓音数据库的样本时也存在差异。因此,嗓音智能分类算法应使用更大的嗓音数据库进行训练和验证。为了建立更加高效、准确、适用性广的自动嗓音质量评估系统,目前应做进一步研究:其一是在已有的声学参数中筛选出有效、可靠的参数,为机器学习系统的训练和试验提供精简且具有最佳检测效能的参数集;其二是不断研究开发新的计算模型,如隐马尔可夫模型、高斯混合模型、支持向量机、随机森林或其他更优的人工神经网络<sup>[57-59]</sup>。未来临床实践中若实现声学大

数据与人工智能相结合,将大大提高嗓音声学分析的效率,同时获得更加科学可靠的评估结果。然而,机器学习过程的稳定性、样本量和伦理问题,在一定程度上限制了嗓音智能算法的发展<sup>[60]</sup>。

综上所述,声学分析可客观、定量地检测嗓音信号的频率、强度、音质等多维度特征,单项声学指标仅能反映嗓音在某一维度的特征,如需对嗓音进行整体评估,应使用多参数分析方法。目前在临床工作中,嗓音声学分析仅用于嗓音声学特征的测量,应与喉镜、影像学检查、空气动力学检测、喉肌电图等辅助检查相结合,才能对疾病做出全面的判断。嗓音医学研究多年来一直试图找到具有更高诊断效益和更广适用范围的声学参数来评估嗓音障碍及其严重程度,但这一目标目前尚未完全实现,仍需要医学、生物学、物理、计算机等多学科结合的基础实验进行更深入的探索。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

#### 参考文献

- [1] Liu B, Polce E, Jiang J. An Objective Parameter to Classify Voice Signals Based on Variation in Energy Distribution[J]. *J Voice*, 2019, 33(5): 591-602.
- [2] Shao J, MacCallum JK, Zhang Y, et al. Acoustic analysis of the tremulous voice: assessing the utility of the correlation dimension and perturbation parameters [J]. *J Commun Disord*, 2010, 43(1): 35-44.
- [3] Peplinski J, Berisha V, Liss J, et al. OBJECTIVE ASSESSMENT OF VOCAL TREMOR[J]. *Proc IEEE Int Conf Acoust Speech Signal Process*, 2019, 2019: 6386-6390.
- [4] Payten CL, Chiapello G, Weir KA, et al. Frameworks, Terminology and Definitions Used for the Classification of Voice Disorders: A Scoping Review [J]. *J Voice*, 2022.
- [5] 韩德民, Robert T. Sataloff, 徐文. 嗓音医学[M]. 2 版. 北京: 人民卫生出版社, 2017: 66-68.
- [6] Suphinnapong P, Phokaewvarangkul O, Thubthong N, et al. Objective vowel sound characteristics and their relationship with motor dysfunction in Asian Parkinson's disease patients[J]. *J Neurol Sci*, 2021, 426: 117487.
- [7] Suppa A, Ascì F, Saggio G, et al. Voice Analysis with Machine Learning: One Step Closer to an Objective Diagnosis of Essential Tremor[J]. *Mov Disord*, 2021, 36(6): 1401-1410.
- [8] Murton O, Hillman R, Mehta D. Cepstral Peak Prominence Values for Clinical Voice Evaluation[J]. *Am J Speech Lang Pathol*, 2020, 29(3): 1596-1607.
- [9] Awan SN, Awan JA. A Two-Stage Cepstral Analysis Procedure for the Classification of Rough Voices[J]. *J Voice*, 2020, 34(1): 9-19.
- [10] Sampaio MC, Bohlender JE, Brockmann-Bausser M. Fundamental Frequency and Intensity Effects on Cepstral Measures in Vowels from Connected Speech of Speakers with Voice Disorders[J]. *J Voice*, 2021, 35(3): 422-431.
- [11] Antonetti A E D S, Siqueira L T D, Gobbo M P D A, et al. Relationship of cepstral peak prominence-smoothed and long-term average spectrum with auditory-perceptual analysis[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(23): 8598.
- [12] Madill C, Nguyen DD, Yick-Ning Cham K, et al. The Impact of Nasalance on Cepstral Peak Prominence and Harmonics-to-Noise Ratio [J]. *Laryngoscope*, 2019, 129(8): E299-E304.
- [13] Wei M, Du J, Wang X, et al. Voice disorders in severe obstructive sleep apnea patients and comparison of two acoustic analysis software programs: MDVP and Praat[J]. *Sleep Breath*, 2021, 25(1): 433-439.
- [14] Brockmann-Bausser M, Van Stan JH, Carvalho Sampaio M, et al. Effects of Vocal Intensity and Fundamental Frequency on Cepstral Peak Prominence in Patients with Voice Disorders and Vocally Healthy Controls[J]. *J Voice*, 2021, 35(3): 411-417.
- [15] Watts CR, Awan SN, Maryn Y. A Comparison of Cepstral Peak Prominence Measures From Two Acoustic Analysis Programs[J]. *J Voice*, 2017, 31(3): 387. e1-387. e10.
- [16] Ingo RT. "Workshop on acoustic voice analysis" summary statement Glossary of terms[J]. *中国眼耳鼻喉科杂志*, 1996, (3): 125-128, 140.
- [17] Sprecher A, Olszewski A, Jiang JJ, et al. Updating signal typing in voice: addition of type 4 signals[J]. *J Acoust Soc Am*, 2010, 127(6): 3710-3716.
- [18] Rusz J, Tykalova T, Ramig LO, et al. Guidelines for Speech Recording and Acoustic Analyses in Dysarthrias of Movement Disorders[J]. *Mov Disord*, 2021, 36(4): 803-814.
- [19] Patel RR, Awan SN, Barkmeier-Kraemer J, et al. Recommended Protocols for Instrumental Assessment of Voice: American Speech-Language-Hearing Association Expert Panel to Develop a Protocol for Instrumental Assessment of Vocal Function [J]. *Am J Speech Lang Pathol*, 2018, 27(3): 887-905.
- [20] Aghadoost S, Jalaie S, Dabirmoghaddam P, et al. Effect of Muscle Tension Dysphonia on Self-perceived Voice Handicap and Multiparametric Measurement and Their Relation in Female Teachers[J]. *J Voice*, 2022, 36(1): 68-75.
- [21] Frič M, Pavlechová A. Listening evaluation and classification of female singing voice categories[J]. *Logoped Phoniatr Vocol*, 2020, 45(3): 97-109.
- [22] Seok J, Ryu YM, Jo SA, et al. Singing voice range profile: New objective evaluation methods for voice change after thyroidectomy [J]. *Clin Otolaryngol*, 2021, 46(2): 332-339.
- [23] Herzel H, Berry D, Titze I, et al. Nonlinear dynamics

- of the voice; Signal analysis and biomechanical modeling[J]. *Chaos*, 1995, 5(1): 30-34.
- [24] Lin L, Calawerts W, Dodd K, et al. An Objective Parameter for Quantifying the Turbulent Noise Portion of Voice Signals[J]. *J Voice*, 2016, 30(6): 664-669.
- [25] 邵骏, 吴琍雯. 嗓音的声学信号测量研究近况[J]. *中国眼耳鼻咽喉科杂志*, 2001, 6(3): 109-111.
- [26] Delgado-Vargas B, Aclé-Cervera L, Sáenz-López L, et al. Cepstral analysis in patients with a vocal fold motility impairment: advantages of the cepstrum over time-based acoustic analysis[J]. *Eur Arch Otorhinolaryngol*, 2021, 278(1): 173-179.
- [27] Campisi P, Tewfik TL, Manoukian JJ, et al. Computer-assisted voice analysis: establishing a pediatric database[J]. *Arch Otolaryngol Head Neck Surg*, 2002, 128(2): 156-160.
- [28] Calawerts WM, Lin L, Sprott JC, et al. Using Rate of Divergence as an Objective Measure to Differentiate between Voice Signal Types Based on the Amount of Disorder in the Signal[J]. *J Voice*, 2017, 31(1): 16-23.
- [29] Liu B Q, Polce E, Raj H, et al. Quantification of Voice Type Components Present in Human Phonation Using a Modified Diffusive Chaos Technique[J]. *Ann Otol Rhinol Laryngol*, 2019, 128: 921-931.
- [30] Liu B, Polce E, Jiang J. An Objective Parameter to Classify Voice Signals Based on Variation in Energy Distribution[J]. *J Voice*, 2019, 33(5): 591-602.
- [31] 蒋家琪, 舒敏, 王闰生, 等. 嗓音功能评估概述[J]. *中国眼耳鼻咽喉科杂志*, 2012, 12(S1): 428-432.
- [32] Jiang JJ, Zhang Y, MacCallum J, et al. Objective acoustic analysis of pathological voices from patients with vocal nodules and polyps [J]. *Folia Phoniatri Logop*, 2009, 61(6): 342-349.
- [33] Maccallum JK, Cai L, Zhou L, et al. Acoustic analysis of aperiodic voice: perturbation and nonlinear dynamic properties in esophageal phonation[J]. *J Voice*, 2009, 23(3): 283-290.
- [34] Jiang JJ, Zhang Y, Ford CN. Nonlinear dynamics of phonations in excised larynx experiments[J]. *J Acoust Soc Am*, 2003, 114(4 Pt 1): 2198-2205.
- [35] Choi SH, Zhang Y, Jiang JJ, et al. Nonlinear dynamic-based analysis of severe dysphonia in patients with vocal fold scar and sulcus vocalis[J]. *J Voice*, 2012, 26(5): 566-576.
- [36] Jiang JJ, Zhang Y, Stern J. Modeling of chaotic vibrations in symmetric vocal folds[J]. *J Acoust Soc Am*, 2001, 110(4): 2120-2128.
- [37] Yu P, Garrel R, Nicollas R, et al. Objective voice analysis in dysphonic patients: new data including nonlinear measurements[J]. *Folia Phoniatri Logop*, 2007, 59(1): 20-30.
- [38] MacCallum JK, Olszewski AE, Zhang Y, et al. Effects of low-pass filtering on acoustic analysis of voice[J]. *J Voice*, 2011, 25(1): 15-20.
- [39] Liu B, Polce E, Sprott JC, et al. Applied Chaos Level Test for Validation of Signal Conditions Underlying Optimal Performance of Voice Classification Methods [J]. *J Speech Lang Hear Res*, 2018, 61(5): 1130-1139.
- [40] Fraile R, Godino-llorente JJ. Cepstral peak prominence: A comprehensive analysis[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 14: 42-54.
- [41] 魏梅, 杜建群, 耿磊, 等. 基于发声与言语障碍分析参数对病理嗓音的检测[J]. *临床耳鼻咽喉头颈外科杂志*, 2022, 36(7): 492-496.
- [42] Taylor S, Dromey C, Nissen SL, et al. Age-Related Changes in Speech and Voice: Spectral and Cepstral Measures[J]. *J Speech Lang Hear Res*, 2020, 63(3): 647-660.
- [43] Ferrer Riesgo CA, Nöth E. What Makes the Cepstral Peak Prominence Different to Other Acoustic Correlates of Vocal Quality? [J]. *J Voice*, 2020, 34(5): 806. e1-806. e6.
- [44] Seipelt M, Möller A, Nawka T, et al. Monitoring the Outcome of Phonosurgery and Vocal Exercises with Established and New Diagnostic Tools [J]. *Biomed Res Int*, 2020, 2020: 4208189.
- [45] Caffier PP, Möller A, Forbes E, et al. The Vocal Extent Measure: Development of a Novel Parameter in Voice Diagnostics and Initial Clinical Experience[J]. *Biomed Res Int*, 2018, 2018: 3836714.
- [46] Barsties V, Latoszek B, Kim GH, Delgado Hernández J, et al. The validity of the Acoustic Breathiness Index in the evaluation of breathy voice quality: A Meta-Analysis[J]. *Clin Otolaryngol*, 2021, 46(1): 31-40.
- [47] Maryn Y, Weenink D. Objective dysphonia measures in the program Praat: smoothed cepstral peak prominence and acoustic voice quality index[J]. *J Voice*, 2015, 29(1): 35-43.
- [48] Lee JM, Roy N, Peterson E, et al. Comparison of Two Multiparameter Acoustic Indices of Dysphonia Severity: The Acoustic Voice Quality Index and Cepstral Spectral Index of Dysphonia[J]. *J Voice*, 2018, 32(4): 515. e1-515. e13.
- [49] Pabon P, Ternström S. Feature Maps of the Acoustic Spectrum of the Voice[J]. *J Voice*, 2020, 34(1): 161. e1-161. e26.
- [50] Englert M, Latoszek B, Behlau M. Exploring The Validity of Acoustic Measurements and Other Voice Assessments[J]. *J Voice*, 2022.
- [51] Maryn Y, De Bodt M, Barsties B, et al. The value of the acoustic voice quality index as a measure of dysphonia severity in subjects speaking different languages[J]. *Eur Arch Otorhinolaryngol*, 2014, 271(6): 1609-1619.

- retical basis and therapeutic aspects[J]. *Signal Transduct Target Ther*, 2020, 5(1): 87.
- [43] Ammoun S, Evans DG, Hilton DA, et al. Phase 0 trial investigating the intratumoural concentration and activity of sorafenib in neurofibromatosis type 2[J]. *J Neurol Neurosurg Psychiatry*, 2019, 90(10): 1184-1187.
- [44] Li Y, Seto E. HDACs and HDAC Inhibitors in Cancer Development and Therapy[J]. *Cold Spring Harb Perspect Med*, 2016, 6(10).
- [45] 孟文霞, 王宝山. 喉鳞状细胞癌的表现遗传调控研究进展[J]. *临床耳鼻咽喉头颈外科杂志*, 2018, 32(22): 1758-1762.
- [46] Zucchetti B, Shimada AK, Katz A, et al. The role of histone deacetylase inhibitors in metastatic breast cancer[J]. *Breast*, 2019, 43: 130-134.
- [47] Spartalis E, Kotrotsios K, Chrysikos D, et al. Histone Deacetylase Inhibitors and Papillary Thyroid Cancer[J]. *Curr Pharm Des*, 2021, 27(18): 2199-2208.
- [48] Bush ML, Oblinger J, Brendel V, et al. AR42, a novel histone deacetylase inhibitor, as a potential therapy for vestibular schwannomas and meningiomas[J]. *Neuro Oncol*, 2011, 13(9): 983-999.
- [49] Chalhoub N, Baker SJ. PTEN and the PI3-kinase pathway in cancer[J]. *Annu Rev Pathol*, 2009, 4: 127-150.
- [50] Sengupta S, Peterson TR, Sabatini DM. Regulation of the mTOR complex 1 pathway by nutrients, growth factors, and stress[J]. *Mol Cell*, 2010, 40(2): 310-322.
- [51] Lee BJ, Boyer JA, Burnett GL, et al. Selective inhibitors of mTORC1 activate 4EBP1 and suppress tumor growth[J]. *Nat Chem Biol*, 2021, 17(10): 1065-1074.
- [52] Laplante M, Sabatini DM. mTOR signaling in growth control and disease[J]. *Cell*, 2012, 149(2): 274-293.
- [53] Giovannini M, Bonne NX, Vitte J, et al. mTORC1 inhibition delays growth of neurofibromatosis type 2 schwannoma[J]. *Neuro Oncol*, 2014, 16(4): 493-504.
- [54] Koutsimpelas D, Stripf T, Heinrich UR, et al. Expression of vascular endothelial growth factor and basic fibroblast growth factor in sporadic vestibular schwannomas correlates to growth characteristics[J]. *Otol Neurotol*, 2007, 28(8): 1094-1099.
- [55] Wong HK, Lahdenranta J, Kamoun WS, et al. Anti-vascular endothelial growth factor therapies as a novel therapeutic approach to treating neurofibromatosis-related tumors[J]. *Cancer Res*, 2010, 70(9): 3483-3493.
- [56] Plotkin SR, Stemmer-Rachamimov AO, Barker FG 2nd, et al. Hearing improvement after bevacizumab in patients with neurofibromatosis type 2[J]. *N Engl J Med*, 2009, 361(4): 358-367.

(收稿日期: 2022-03-09)

(上接第 970 页)

- [52] Kishore Pebbili G, Shabnam S, Pushpavathi M, et al. Diagnostic Accuracy of Acoustic Voice Quality Index Version 02.03 in Discriminating across the Perceptual Degrees of Dysphonia Severity in Kannada Language[J]. *J Voice*, 2021, 35(1): 159. e11-159. e18.
- [53] 李曙光, 牛燕燕, 祝小莉, 等. 嗓音质量指数在汉语普通话人群中的适用性初测[J]. *中国中西医结合耳鼻咽喉科杂志*, 2021, 29(6): 450-454, 439.
- [54] 牟少敏, 时爱菊. 模式识别与机器学习技术[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2019: 17-21.
- [55] Vashkevich M, Rushkevich Y. Classification of ALS patients based on acoustic analysis of sustained vowel phonations[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 65.
- [56] Mahajan P, Baths V. Acoustic and Language Based Deep Learning Approaches for Alzheimer's Dementia Detection From Spontaneous Speech[J]. *Front Aging Neurosci*, 2021, 13: 623607.
- [57] Madruga M, Campos-Rroca Y, Perez CJ. Multicondition Training for Noise-Robust Detection of Benign Vocal Fold Lesions From Recorded Speech[J]. *Ieee Access*, 2021, 9: 1707-1722.
- [58] Ben Aicha A. Contribution of Data Augmentation for the Preventive Detection of Vocal Fold Precancerous Lesions[M]//RUDAS I J, JANOS C, TORO C, et al. Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems, 2019: 212-220.
- [59] Kashyap B, Pathirana PN, Horne M, et al. Quantitative Assessment of Speech in Cerebellar Ataxia Using Magnitude and Phase Based Cepstrum[J]. *Ann Biomed Eng*, 2020, 48(4): 1322-1336.
- [60] 宋琦, 李晓明. 嗓音分析与内镜技术结合人工智能在咽喉病变诊疗中的应用和发展[J]. *临床耳鼻咽喉头颈外科杂志*, 2022, 36(8): 647-650.

(收稿日期: 2022-03-12)