

M-Z 干涉仪型光纤分布式扰动传感系统模式识别方法

王思远¹, 娄淑琴¹, 梁生², 陈京惠¹

(1. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044; 2. 北京交通大学 理学院, 北京 100044)

摘要: 针对 M-Z 干涉仪型光纤分布式扰动传感系统输出信号短时频率随外界扰动变化的特征, 提出了基于短时频率-时间特性的模式识别算法。采用提取短时过电平率来描述传感信号的短时平均频率-时间特性, 并将提取出来的时频特性分段后建立相应的特征元素模型, 通过动态规划算法 (DTW) 筛选出最优特征元素模型, 将信号所有最优模型的参数作为信号特征输入到人工神经网络 (ANN) 进行学习和判决, 降低了 ANN 的训练难度以及对时间的敏感性, 提高了系统的环境适应能力。实验结果表明: 该方法可以有效区分瞬时作用、长时作用、径向作用和不规则作用等多种不同扰动事件, 平均识别速度在 0.26 s 之内, 平均识别准确度在 97% 以上。

关键词: 光纤分布式扰动传感系统; Mach-Zehnder 干涉仪; 频率-时间特性; 模式识别
中图分类号: TP212 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)08-2613-06

Pattern recognition method of fiber distributed disturbance sensing system based on M-Z interferometer

Wang Siyuan¹, Lou Shuqin¹, Liang Sheng², Chen Jinghui¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. School of Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: A frequency-time based pattern recognition method was presented for recognizing different disturbance modes in fiber distributed disturbance sensing system based on M-Z interferometer by using the frequency of output interferometer signal in relation to the external disturbance signal. The frequency-time characteristic was measured by using the rate which the output signals crossed the preset average level. Then frequency-time characteristic was segmented and the corresponding feature element model could be set up. The optimum models were selected by using dynamic time warping (DTW) algorithm, and then they were sent to the artificial neural network (ANN) to carry out training and judging. This method could effectively reduce the difficulty of training and judging the signal and time sensitivity of the ANN, and improve the adaptability for the environment. Experimental results illustrate that this method can effectively distinguish different disturbance events such as short-term, long-term, radial and irregular event. The average recognition speed is less than 0.26 s and average accuracy is great than 97%.

Key words: fiber distributed disturbance sensing system; M-Z interferometer;
frequency-time characteristics; pattern recognition

收稿日期: 2013-12-09; 修订日期: 2014-01-17

基金项目: 国家自然科学基金(61177082, 61205074); 北京市自然科学基金(4122063)

作者简介: 王思远(1989-), 男, 硕士生, 主要从事光纤传感方面的研究。Email: 11120163@bjtu.edu.cn

导师简介: 娄淑琴(1965-), 女, 教授, 博士, 主要从事光纤传感、特种光纤方面的研究。Email: shqlou@bjtu.edu.cn

0 引言

M-Z干涉仪型光纤分布式传感系统具有传感距离长、灵敏度高、不受电磁干扰影响等优越特性,在边境安防、区域周界及工程结构的健康监测等方面获得广泛应用^[1-3]。分布式传感系统中扰动信号定位和扰动信号类型的识别技术直接制约着传感系统的应用和发展,因此,信号识别和处理技术已成为光传感领域研究人员广为关注的研究课题。2002年, Lyons等^[4]在光纤酒精浓度传感试验中,采用了人工神经网络算法对不同酒精浓度进行识别,可以识别出酒精、水和空气三种不同模式,识别率较高。2005年, Lyons等^[5]在水质监测系统中,采用谱变换与人工神经网络结合的方法,可以识别12.5%、25%、50%浓度的酒精,识别率在90%左右。2010年, Qu等^[6]将SVM算法应用于输油管道的泄露预警,识别率可达95%以上,但该方法仅能区分出正常与非正常两种状态。2011年, Jiang等^[7]采用HHT(Hilbert-Huang Transform)变换与ANN相结合对机场入侵进行预警,并使预警准确率达到95%以上,然而HHT的高运算量使对系统的实时性有很大影响,系统的实时性较差。同年, Wu等^[8]通过对传感信号进行小波降噪后,将联合特征输入神经网络进行模式识别,对4种模式的识别率达到95.6%以上,然而由于模式识别所需信息过多,系统特征提取时间较长。2012年, Loutas等^[9]在航天材料结构监测的过程中对FBG光纤传感器的输出信号进行模式识别,采用人工神经网络作为识别核心算法,对4种不同损伤进行模式识别,识别结果在86%左右。

总体来讲,光纤传感模式识别正在经历由准静态量向动态量、由实验室研究向实际应用发展的过程,而利用模式识别对M-Z干涉仪型光纤分布式传感系统的扰动信号进行识别,尚未见相关研究报告。文中通过分析M-Z干涉仪型光纤分布式传感系统传感信号的特点,提出了基于短时频率-时间特性的模式识别算法,提高了特征提取的效率。通过特征元素模型参数代替原始数据,减少了特征参数的数据量,降低了人工神经网络(ANN)网络训练的难度。采用动态匹配算法进行模型筛选,在一定程度上弥补了传统ANN识别过程中时间敏感的缺陷。使

ANN模式识别能够更好地适应复杂环境。

1 传感系统信号的短时平均频率特性

文中所采用M-Z干涉仪型光纤分布式动传感系统的结构示意图^[10]如图1所示,输出光强信号为:

$$I(t) = I\{1 + K\cos[\varphi(t) + \varphi_0]\} \quad (1)$$

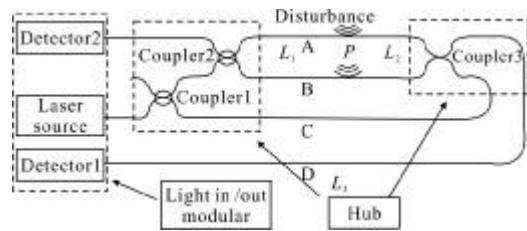


图1 M-Z干涉仪光纤分布式扰动传感系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of M-Z interferometer fiber distributed disturbance sensor system

其中, I 为信号强度, K 为扰动信号对光强的影响系数, $\varphi(t)$ 表示加载在相位中的外界扰动信号, φ_0 表示信号的初始相位。

当传感光纤 A 和 B 上发生扰动事件时, 传感光信号的相位 $\varphi(t)$ 会受到影响, 由于一个短时扰动信号 $\varphi(t)$ 都可能会超过一个或几个周期, 很难通过提取相位的办法来进行信号解调。实际上信号短时间内的相位变化, 可以用信号的平均频率来进行衡量。在一段时间 t 内, 信号的短时平均频率 $F(t)$ 可以表示为:

$$F(t) = \varphi(t)/t \quad (2)$$

而对于传感器输出这类正弦型信号, 相位变化大小为 π 时信号平均过零次数为 1 次。因此, 在相位变化剧烈的情况下, 可以用平均过零率来近似信号的相位变化。

$$F(t) \approx \pi \times \text{floor}(\varphi(t)/\pi)/t \quad (3)$$

式中: $\text{floor}(x)$ 为下取整函数, 对于传感输出光强信号的 $\text{floor}(\varphi(t)/\pi)$, 即为信号平均过零次数。由公式(1)和公式(2)可知, 短时平均过零次数与传感信号的短时平均频率以及短时相位变化呈正相关, 因此, 可以用短时平均过零率作为信号的特征。

设信号的短时平均过零次数为 T , 当信号长度 t 很短时, 可以看作是平稳的正弦信号。一个正弦信号在一个周期内的平均过零次数为 2 次, 因此, 信号的短时平均频率 F 可以表示为:

$$F = 2\pi T/t \quad (4)$$

对信号进行等长分段, 信号的平均频率与信号的短时过零率成正比。由于受掺杂噪声的影响, 当信号接近 0 时, 其过零率大大增加。因此, 将信号零点偏移, 通过信号过电平率的检测, 可以有效减少噪声对信号过零率的影响。由于信号的微小抖动也会对过电平率造成影响, 因此, 可以通过对信号相邻点的幅值进行比较, 剔除变化较小的点, 来增加过电平率的运算精度。

传感信号为 $I(t)$ 经过 A/D 转换后为 $I[x], x=[1, X]$, 其中 $X=s \cdot t, s_r$ 为采样率。将该信号分成长度为 n 的段, 对每段信号进行短时过电平率运算, 即可得到该段的短时平均频率-时间分布特征^[11]。

$$T = \sum_{x=2}^n \frac{|\text{sign}(I[x]-I_{ev}) - \text{sign}(I[x-1]-I_{ev})| \times \text{sign}(I[x]-I[x-1]-I_{ca})}{\text{sign}(I[x]-I[x-1]-I_{ca})} \quad (5)$$

式中: $\text{sign}(x)$ 为符号函数; T 为短时平均过电平率; I_{ev} 表示参考电平, 用来减小噪声信号带来的过零率误差; I_{ca} 表示过电平幅度, 用来减少信号抖动带来的误差。

将每段的运算结果按时间顺序组合起来, 得到信号的短时平均频率-时间特性 $T[m]$, 其中 $m=[1, X/n]$ 。由于信号短时过电平率提取不能获得信号的绝对频率, 只能得到信号频率之间的大小相对关系。因此, 可以对通过时频提取算法提取出来的具有原始信号幅度相对特征的信号 $T[m]$ 进行归一化处理, 以避免丢失信息:

$$T[m] = T[m] / I_{max} \quad (6)$$

式中: I_{max} 为该信号短时平均频率-时间特性值的最大值。

信号的特征提取是正确识别不同信号模式的基本保证。通过提取信号的短时频率-时间特性作为信号的特征向量, 可以很好地还原扰动信号的基本特征。同时由于采用将信号分段后提取平均过电平率的方法, 计算结果的数据量小, 可以降低后续算法的复杂度和运算量以及抑制突发噪声等作用。

2 模式识别方案设计

设计的模式识别流程如图 2 所示。采用短时过电平率对短时平均频率-时间特性进行提取, 并将提取出来的数据进行分段。对每段数据进行建模后, 使用动态时间规划(DTW)算法进行模型筛选, 得到最

佳模型。将每段最佳模型参数合成后作为 ANN 的输入, 由 ANN 判决并得到模式识别结果。

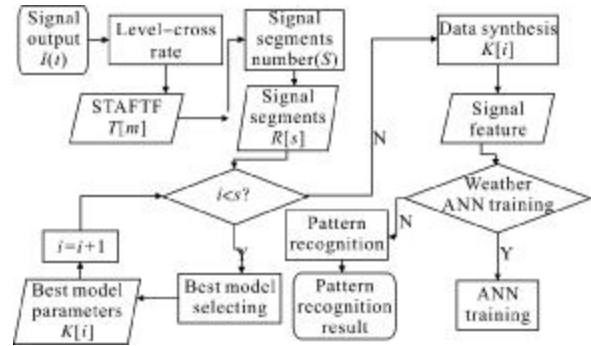


图 2 模式识别流程图

Fig.2 Flowchart of pattern recognition process

2.1 特征元素建模与最优模型筛选

任何一个复杂信号可以由多个短时简单信号(结构元素) 经过复杂运算后级联得到。为了缩小 ANN 输入层的数据量, 简化 ANN 的训练过程, 这里将结构元素分为 5 类, 即: 平稳、上升、下降、尖峰、低谷。对结构元素的运算, 采用保持其时间特性仅对其幅度进行展宽与压缩。

第一步, 特征元素建模。将输入信号 $T[m]$ 进行平均分段, 根据数据、兼顾识别效果和运算复杂度来选择分段数目 S , 一般选择 $S=64$ 段得到信号段 R 。下面需要对第 s 段数据 $R[s](1 \leq s \leq S)$ 进行结构元素的获取: 首先, 对每段信号提取最大值与最小值; 然后, 通过信号的最大值和最小值, 构建元素模型 $M_k[s]$ 。其中, k 表示模型的分类。

第二步, 使用 DTW 对元素模型与原始信号进行动态匹配。计算每个模型与原始信号之间的欧式距离, 选择与原始的欧式距离最短的模型作为最优模型。

第三步, 记录下最优模型的参数。

第四步, 对每个数据段重复第一到第三步。将每段所得最优模型参数进行合并, 得到 ANN 判据 W 。

采用了 DTW 进行模型匹配, 能够大大减少时间特性对人工神经网络判决的影响, 对保证系统识别率具有重要意义。同时, 由于数据长度较短, 因此对 DTW 算法的运算量较小, 也保证了系统的实时性。

2.2 基于 ANN 的模式识别

ANN 提供了一种可以自学习、自适应具有联想功能的非线性传输网络, 使不同的输入信号产生其

期望输出。利用上面介绍的方法,分别对多种类型多组数据进行运算得到 ANN 判据 W_{xy} , 其中 x 表示信号模式类型, y 为同种信号模式的标号。首先假设输入信号为 W_{xyj} , ($x_i \in [1, x], y_j \in [1, y]$), 经过 ANN 后期望输出为 O_{xi} 。将 W_{xyj} 、 O_{xi} 分别作为 ANN 的输入和输出,对 ANN 进行训练。当结果的最小均方误差 E 达到要求时停止训练,这时就认为网络训练完成。将测试数据输入到已经训练好的网络中,对比信号种类与 ANN 输出信号,并得到识别率的统计结果。

$$E = \sum_{xi=1}^x (ANN(W_{xi}) - O_{xi})^2 / 2 \quad (7)$$

3 实验结果与讨论

实验系统由 M-Z 光纤扰动传感模块 (如图 1 所示)和信号处理模块构成。M-Z 光纤扰动传感模块中采用标准单模通信光纤作为分布式传感光纤与传输光纤。光源发出窄带激光,经过集线盒 1、2 的共同作用,产生干涉信号,由探测器接收。信号处理模块包括信号采集和信号处理两部分,信号采集部分接收探测器检测的信号,并将其输送到信号处理模块中进行模式识别。设置信号采集模块的触发电平为 0.1 V,采样率为 100 kHz;每次触发后,采集卡自动采集 100 000 个数据点。使用 Labview 软件对采集到的数据进行模式识别,最终得到扰动信号的模式。

为了使 ANN 充分发挥效能,得到良好的信号识别效果,设置 ANN 网络的输入层神经元个数与信号的特征向量长度相同,均为 384,隐含层具有 100 个神经元,输出层具有 4 个神经元,分别代表 4 类不同触发信号,如图 3 所示。

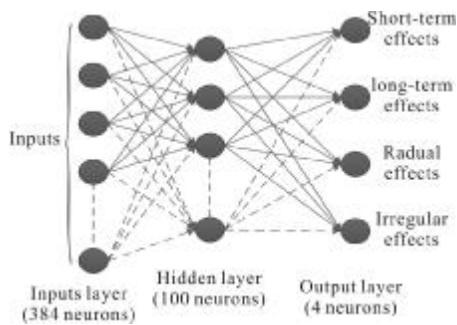


图 3 神经网络配置图

Fig.3 Configuration diagram of neural network

首先,分别对瞬时作用(比如敲打)、径向作用(比如拉伸)和不规则作用(比如摇晃)、长时作用(比如踏踩)等 4 类扰动事件进行了 41 次实验,得到 164 个样本,如图 4 所示。提取短时平均频率-时间特征(图 5),并应用其对 ANN 进行训练。然后,应用这些样本对 ANN 进行训练。在完成 ANN 训练的基础上,对瞬时作用、长时作用、径向作用和不规则作用等 4 类扰动事件进行了 28 次实验,结果如表 1 所示。

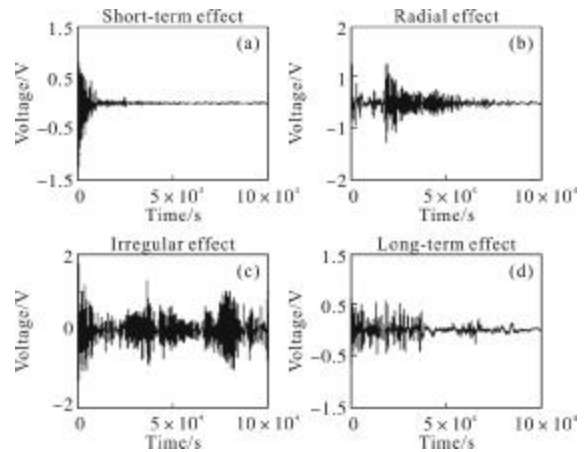


图 4 四种触发模式传感器输出信号 I(t)

Fig.4 Output signals I(t) of four trigger modes for sensor

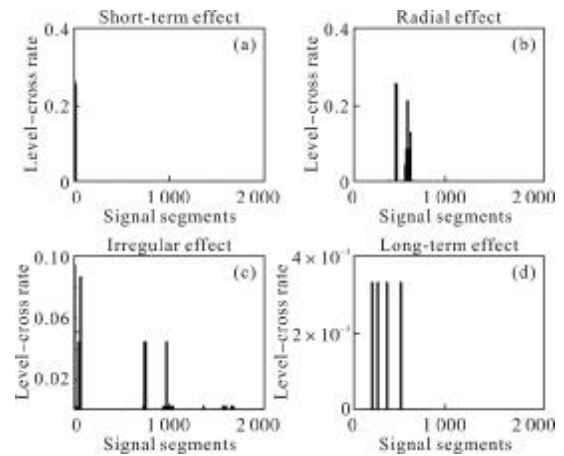


图 5 四种触发模式短时平均频率-时间信息 T[m]

Fig.5 Sort time frequency-time information T[m] of four trigger modes of sensor

表 1 四种触发模式 ANN 的输出
Tab.1 ANN outputs of four trigger modes

Mode	Expect output				Observations output			
Short-term	1	0	0	0	0.952	0.084	0.015	0.023
Radial	0	1	0	0	0.012	0.98	0.074	0.001
Irregular	0	0	1	0	0.01	0.045	0.993	0.038
Long-term	0	0	0	1	0.002	0.029	0.042	0.972

对大量模式识别的输出结果进行统计,经过对比模式识别结果与期望值,模式识别算法的统计结果如表 2 所示。

表 2 光纤分布式扰动传感器模式识别结果
Tab.2 Recognition results of FDDS

Mode	Total data number	Training data number	Testing data number	MSE	False alarm rate
Short-term	69	41	28	1.78*10 ⁻²	1.82
Radial	69	41	28		
Irregular	69	41	28		
Long-term	69	41	28		
Total	276	164	112		

结果表明,通过采用文中所提出的模式识别方法,平均准确识别率可达 97%以上,整个数据处理平均周期在 0.26 s 以内,具有极好的识别率与实时性。

影响模式识别效果的最根本因素是信号特征提取算法的优劣,改变信号特征提取中的参数,会对识别效果与运算时间具有重要影响。影响信号特征提取效果的算法的参数主要有两个:计算短时平均过电平率时选择的信号段长度 X/n 或信号段个数 n ;特征元素建模过程中特征元素模型长度 X/nS 或模型个数 S 。其中 X 为采集的传感器输出信号总长度,由采集卡设置决定。

通过改变过电平率信号段长度与信号段个数及特征元素模型长度与模型个数,得到计算过电平率时短区间长度与模型长度分别改变时对模式识别系统均方误差、误判率以及运算时间的影响(结果针对每种参数运算 10 次,并取平均值),如表 3。

由表 3 可知,系统运算时间与系统准确识别率均随计算过电平率的信号段 n 个数的增加而增加。这是由于随着计算过电平率的信号段个数的增加,导致后面进行特征元素模型选择时进行的 DTW 运算的次数变多,从而导致运算时间增多。

而当计算过电平率的信号段个数 n 确定时,系统准确识别率与特征元素模型的长度 S 基本呈先上升后下降趋势。这是由于当特征元素模型个数较小时,特征描述不够清晰,识别率较低;随着特征模型个数增加,特征描述逐渐清晰,识别率逐渐增高;而当特征模型过细后,特征过多导致 ANN 训练难度加

表 3 不同信号段个数(n)与模型个数(S)对识别率及识别时间的影响

Tab.3 Effects of different signal segments (n) and models (S) on recognition rate and operation time

Signal segments(n)	Model numbers(S)	MSE *10 ⁻²	Error Alarm rate	Peration time/s
256	32	2.53	6.2%	0.209
	16	3.62	7.27%	0.213
	8	4.58	9.09%	0.214
	4	6.38	12.73%	0.214
	/	/	/	/
512	64	2.23	5.45%	0.239
	32	2.89	3.64%	0.236
	16	3.03	6.07%	0.229
	8	3.35	8.49%	0.238
	4	4.53	15.2%	0.229
1 024	128	1.45	3.64%	0.283
	64	1.75	1.82%	0.252
	32	1.82	4.02%	0.262
	16	3.68	7.50%	0.255
	8	5.54	11.21%	0.251
4 096	256	2.76	5.5%	0.616
	128	0.86	1.54%	0.538
	64	0.68	1.93%	0.511
	32	1.06	1.97%	0.498
	16	2.55	4.86%	0.489

大,识别率下降。因此,综合识别率与运算时间考虑,选择过电平率的信号段个数为 1 024 段以及特征元素模型个数为 64 作为系统的最优参数。

4 结 论

文中针对 M-Z 光纤分布式扰动传感系统,提出了一种基于信号时频特性的新型模式识别算法。算法针对 M-Z 分布式光纤扰动传感器输出信号特点,采用提取短时过电平率来获得传感信号短时平均频率-时间特性,将提取出来的时频特性分段后进行特征元素模型建模,通过 DTW 筛选出最优模型,将信号所有最优模型的参数作为信号特征输入到 ANN

进行学习和判决,降低了 ANN 的训练难度以及对时间的敏感性,提高了系统的环境适应能力。实验表明:文中提出的方法可以有效地对光纤传感信号的四种模式进行识别,平均识别率达到 97%以上,平均识别时间控制在 0.26 s 以内,具有良好的实时性和识别率,并为光纤扰动传感系统的模式识别研究提供重要的参考。

参考文献:

- [1] Lan T, Zhang C, Li L, et al. Random polarization effects on the dual M-Z fiber optic micro vibration sensor [J]. *Piezoelectrics and Acoustooptics*, 2008, 30(5): 541-543.
- [2] Cui Wenhua, Chen Zhibin. Study on distributed optical fiber temperature measuring and warning system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2002, 31(2): 175-178. (in Chinese)
崔文华, 陈志斌. 分布式光纤温度监测与报警系统的研究 [J]. *红外与激光工程*, 2002, 31(2): 175-178.
- [3] Liu Xin, Wu Wei, Qin Zheng. Wavelet application under rugged environment of fiber sensor [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(3): 655-659. (in Chinese)
刘辛, 吴薇, 秦正. 小波分析在恶劣环境光线传感中的应用 [J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(3): 655-659.
- [4] Lyons W B, Ewald H, Lewis E. An optical fibre distributed sensor based on pattern recognition [J]. *J Materials Processing Technol*, 2002, 1(127): 23-30.
- [5] King D, Lyons W B, Flanagan C. A dual element multipoint optical fibre water contamination sensor system utilising artificial neural network pattern recognition [J]. *Proceedings of The IEEE Sensors*, 2003, 1: 397-402.
- [6] Qu Z, Feng H, Zeng Z, et al. A SVM-based pipeline leakage detection and pre-warning system [J]. *Measurement*, 2010, 4(43): 513-519.
- [7] Jiang L, Liu X, Yang R. Application of the HHT method to the airport fiber fence warning [C]//*Electronics, Communications and Control (ICECC), 2011 International Conference on*, 2011: 1337-1340.
- [8] Wu L. Study on the fiber-optic perimeter sensor signal processor based on neural network classifier [C]//*Electronic Measurement & Instruments (ICEMI), 2011 10th International Conference on (Volume:1)* (ICEMI), 2011: 93-97.
- [9] Loutas T H, Panopoulou A, Roulias D, et al. Intelligent health monitoring of aerospace composite structures based on dynamic strain measurement [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 9(39): 8412-8422.
- [10] Liang S, Zhang C, Lin W, et al. Fiber-optic intrinsic distributed acoustic emission sensor for large structure health monitoring [J]. *Optics Letters*, 2009, 34(12): 1858-1860.
- [11] Feng Gangduan, Qi Chang, Zhang Congli. A parameter self-optimize method of multi-gate zero cross ratio start point detection [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2004, 25(Z3): 525-527. (in Chinese)
冯刚段, 其昌, 张从力. 一种多门限过零率前端检测理论参数自优化方法研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2004, 25(Z3): 525-527.