

◇ 研究报告 ◇

调节水床效应的双梯度有源噪声控制自适应算法*

吴礼福^{1,2†} 陈晶晶¹ 郭业才^{1,2}

(1 南京信息工程大学 电子与信息工程学院 南京 210044)

(2 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044)

摘要: 为了使自适应反馈有源噪声控制系统能够兼顾水床效应,通过约束次级信号的能量以调节噪声放大,设计了一种双梯度算法。当次级信号满足约束,算法沿着最小化误差信号能量的梯度方向迭代,反之,则沿着最小化次级信号能量的方向迭代。在有源降噪耳机实例中的对比结果表明,该算法能调节噪声放大并保持较大的降噪带宽,且运算量没有显著增加。

关键词: 有源噪声控制;自适应滤波;水床效应

中图法分类号: O429

文献标识码: A

文章编号: 1000-310X(2020)04-0632-06

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2020.04.018

Adaptive double-gradient active noise control algorithms for tuning waterbed effect

WU Lifu^{1,2} CHEN Jingjing¹ GUO Yecai^{1,2}

(1 School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

(2 Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: To make the adaptive feedback active noise control system take into account the waterbed effect, a double gradient algorithm is designed by limiting the secondary signal energy to adjust the noise amplification. If the secondary signal satisfies the constraint, the algorithm iterates along the gradient direction of minimizing the error signal energy, otherwise, it iterates along the direction of minimizing the secondary signal energy. The comparison results in an active noise reduction headset show that the designed algorithm can adjust the noise amplification while maintaining a large noise reduction bandwidth and its computation load does not increase significantly.

Keywords: Active noise control; Adaptive filter; Waterbed effect

2019-11-14 收稿; 2020-03-31 定稿

*国家自然科学基金项目 (11504176)

作者简介: 吴礼福 (1981-), 男, 安徽全椒人, 博士, 副教授, 研究方向: 音频信号处理。

†通信作者 E-mail: wulifu@nuist.edu.cn

0 引言

相对于无源降噪方式, 有源噪声控制 (Active noise control, ANC) [1-2] 在控制低频噪声方面具有明显的优势, 因而被广泛应用于各种降噪领域。有源噪声控制系统分为前馈和反馈两种结构: 前馈系统需要参考信号, 系统降噪量高、稳定性好; 反馈控制系统结构简单, 但是稳定性差, 存在水床效应 [3-7]。

水床效应是指一个频段内的噪声减小必然导致另一个频段内的噪声放大 [8]。文献 [9] 采用最小二乘滤波器离线设计方法对水床效应中的噪声放大进行展平以调节水床效应, 该方法不具有自适应能力。文献 [10] 采用小波包分解噪声信号调整反馈控制系统的控制器以达到自适应能力, 但是未考虑水床效应中的噪声放大问题。目前调节反馈系统水床效应的自适应算法主要是通过限制控制器系数的大小, 直接或者间接地限制次级信号的大小来实现的, 例如时域泄漏 (“Leaky”) 算法 [11], Qiu 等 [12] 提出的重缩放 (“Rescaling”) 算法, 这些算法能够改善系统的稳定性但没有明确考虑水床效应中的噪声放大问题。Wu 等 [13] 提出将泄漏算法中的泄漏因子替换为泄漏矩阵来调节噪声放大, 由于每次迭代都有矩阵和矢量的乘运算, 其计算复杂度给实际应用带来困难。Wu 等 [3] 又提出在频域以控制某个频段内的幅度响应小于指定阈值为约束条件, 对指定频段内的噪声放大量进行调节, 但是没有直接对次级信号进行约束。

为了综合考虑水床效应的噪声放大和计算复杂度问题, 本文提出一种调节水床效应的双梯度有源噪声控制自适应算法, 它直接约束次级信号在一定范围内, 从而达到有效调节水床效应的目的。

1 双梯度算法

1.1 自适应反馈有源噪声控制系统

自适应反馈控制系统目前采用较多的是基于内模型控制 (Internal model control IMC) 结构 [2]。IMC 结构其实是一个预测器, 因为实际系统只能获取当前采样点的误差信号和次级信号, 然后估计出下一采样点的噪声信号作为输入控制器的参考信号。

如图 1 所示, $d(n)$ 、 $e(n)$ 和 $y(n)$ 分别为系统的初级噪声信号、误差传感器采集的噪声信号和控制器

输出的次级信号, $W(z)$ 为控制器, $S(z)$ 为次级路径传递函数。在 z 域中, 初级噪声可表示为

$$D(z) = E(z) + S(z)Y(z). \quad (1)$$

如果次级路径的传递函数 $S(z)$ 可以估计得到, 并且 $S(z) \approx \hat{S}(z)$ 则能估计出初级噪声 $d(n)$ 并将其作为参考信号 $x(n)$,

$$X(z) \equiv \hat{D}(z) = E(z) + \hat{S}(z)Y(z), \quad (2)$$

其中, $\hat{D}(z)$ 为初级噪声的估计值。

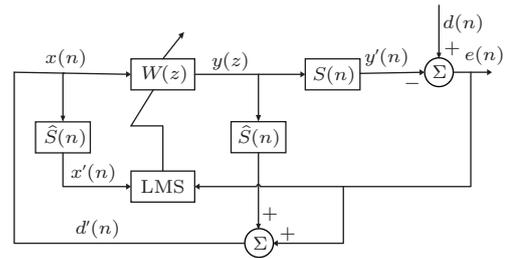


图 1 自适应反馈控制系统框图

Fig. 1 Block diagram of adaptive feedback control system

经典滤波最小均方 (Filtered-x least mean square FxLMS) 算法采用最小均方误差准则, 设定控制系统目标函数

$$J(n) = E[e^2(n)]. \quad (3)$$

用梯度下降法得到控制器 $\mathbf{w}(n)$ 的迭代算法:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}'(n), \quad (4)$$

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{L-1}(n)]^T, \quad (5)$$

其中, μ 为收敛系数, L 为控制器系数的阶数。 $\mathbf{x}'(n)$ 为滤波参考信号, 即

$$\mathbf{x}'(n) = \sum_{m=0}^{P-1} \hat{s}(n)x(n-m), \quad (6)$$

其中, $\hat{s}(n)$ 为次级路径估计 $\hat{S}(z)$ 的脉冲响应, P 为 $\hat{s}(n)$ 的长度。

“Leaky” 算法在目标函数中引入惩罚项 “ $\gamma \mathbf{w}^T(n) \mathbf{w}(n)$ ” 限制控制器的输出和保持算法的稳定性, 其代价函数

$$J(n) = E[e^2(n)] + \gamma \mathbf{w}^T(n) \mathbf{w}(n), \quad (7)$$

其中, $0 < \gamma < 1$ 。其控制器系数迭代公式为

$$\mathbf{w}(n+1) = (1 - \mu\gamma) \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}'(n). \quad (8)$$

“Rescaling” 算法不改变 FxLMS 算法的目标函数, 而是在违反约束情况下沿着约束边界将梯度投影到约束集中 [12], 即

当 $|y(n+1)| \leq C$ 时,

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n+1) + \mu e(n) \mathbf{x}'(n), \quad (9)$$

$$y(n+1) = [x(n+1), x(n), \dots, x(n-L+2)]^T \mathbf{w}(n+1); \quad (10)$$

当 $|y(n+1)| > C$ 时,

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n+1)[C/|y(n+1)|], \quad (11)$$

$$y(n+1) = y(n+1)[C/|y(n+1)|]. \quad (12)$$

1.2 双梯度算法

本文提出的双梯度 FxLMS(Double-gradient FxLMS, DGD-FxLMS) 算法是通过直接约束次级信号来改善水床效应的噪声放大问题, 当次级信号超出约束时将次级信号的均方作为目标函数, 最小化次级信号的能量。

设定目标函数

$$J(n) = \begin{cases} E[e^2(n)], & |y(n)| \leq C, \\ E[y^2(n)], & |y(n)| > C, \end{cases} \quad (13)$$

其中,

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n). \quad (14)$$

按照最陡下降法递推滤波器的最佳权系数

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu \nabla(n), \quad (15)$$

所以, 滤波器权矢量迭代公式

$$\begin{aligned} & \mathbf{w}(n+1) \\ = & \begin{cases} \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}'(n), & |y(n)| \leq C, \\ \mathbf{w}(n) - \mu y(n) \mathbf{x}(n), & |y(n)| > C. \end{cases} \end{aligned} \quad (16)$$

该算法沿着两个梯度方向搜索最佳权矢量, 其主要流程如表 1 所示。

表 1 DGD-FxLMS 算法

Table 1 Pseudo code of DGD-FxLMS algorithm

DGD-FxLMS 算法	
输入	$x(n)$
输出	$\mathbf{w}(n+1)$
步骤 1	$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n)$
步骤 2	if $ y(n) \leq C$
	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}'(n)$
	else
	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu y(n) \mathbf{x}(n)$

1.3 计算复杂度

对于“FxLMS”、“Leaky”、“Rescaling”、“DGD-FxLMS”4种自适应算法, 表 2 对其计算量进行比较。4种算法计算复杂度比较主要包括 3 个部分: (1) 计算次级信号 $y(n)$; (2) 用估计的次级路径 $\hat{S}(z)$ 对初级信号 $x(n)$ 进行滤波; (3) 滤波器权矢量的迭代更新^[14]。从表 2 中可知, 就加法、乘法和除法计算量而言, 对于一个样本点, 当控制器输出超过约束时, “DGD-FxLMS”算法比“FxLMS”算法少一次次级路径滤波, 即少 P 次乘法和 $(P-1)$ 次加法; 当控制器输出不超过约束时, “DGD-FxLMS”算法与“FxLMS”算法计算量相同。虽然“DGD-FxLMS”算法还需要一些额外的选择开关以及一个阈值门限, 可以通过条件语句控制, 而条件语句通常只需很少的机器周期, 所以与传统的“FxLMS”算法相比, “DGD-FxLMS”算法多余的计算复杂度可以忽略不记。与“Leaky”算法相比, “DGD-FxLMS”算法少 L 或 $(L+P)$ 次乘法, 少 0 或 $(P-1)$ 次加法。与“Rescaling”算法相比, “DGD-FxLMS”算法少 $(L+1)$ 或 $(L+P+1)$ 次乘法, 少 0 或 $(P-1)$ 次加法, 少 0 或 1 次除法。因此, 本文算法的计算量较小。

表 2 4种算法的主要计算量

Table 2 Computation load of the four algorithms

算法	乘法	加法	除法
FxLMS	$2L+P+1$	$2L+P-2$	0
Leaky	$3L+P+1$	$2L+P-2$	0
Rescaling	$3L+P+2$	$2L+P-2$	0(1)
DGD-FxLMS	$2L+P+1$ ($2L+1$)	$2L+P-2$ ($2L-1$)	0(0)

注: 括号里表示当控制器输出超过约束时一个样本点的计算量。

2 仿真实验

2.1 实验设置

本文验证了 4 种算法在有源降噪耳机中的实际效果。如图 2 所示, 将市场上购买的有源降噪耳机用作原型佩戴到 B&K 公司的人工头 (4182C) 上, 在保持耳机整体结构不变的情况下拆分引出误差传感器、次级信号线, 将误差麦克风通过传声器前连接到 B&K 公司的 Pulse 上, Pulse 一方面将误差信号与次级信号输送到电脑, 另一方面也将噪声信号传送给扬声器 (初级噪声源)。

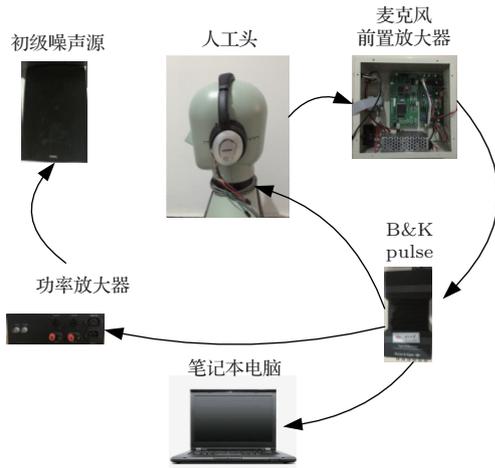
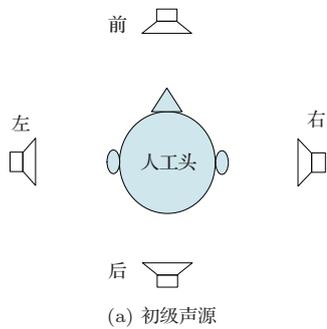


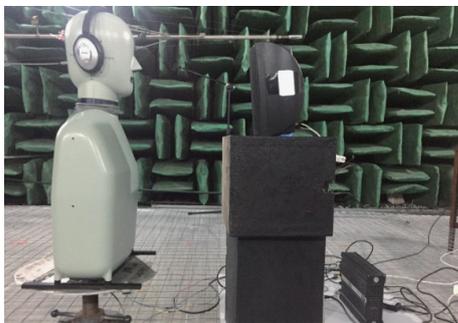
图 2 有源降噪耳机实验系统的器件连接

Fig. 2 The devices connection in the active noise control headphone experiments

实验在全消声室中进行,如图 3(a)所示,初级声源分别位于人工头正前方、正左方、正右方和正后方,距离人工头 0.3 m。系统的采样率为 16 kHz。采用最小均方误差(Least mean square LMS)算法估计出次级路径 $\hat{S}(z)$,此处 $\hat{S}(z)$ 为 256 阶有限长脉冲响应(Finite impulse response, FIR)滤波器。



(a) 初级声源



(b) 消声室中的实验场景

图 3 初级声源的 4 个位置及消声室中的实验场景
Fig. 3 Diagrammatic view of the 4 different incident directions of the primary noise and the experimental configuration in the anechoic chamber

2.2 结果与讨论

本文以降噪量评价降噪性能的好坏,降噪量为 ANC 系统关闭与打开两种情况下误差传感器信号的功率谱密度之差。实验分别对 4 个不同入射方向进行降噪性能测试,发现左右两只耳朵的性能几乎一样,为了在一幅图中更加清晰简洁地看出每种算法的降噪量,取右耳 4 个不同入射方向初级噪声源的降噪量的平均值进行对比。

本文选用“FxLMS”、“Leaky”、“Rescaling”、“DGD-FxLMS”4 种算法分别迭代得到 4 种控制器后,对比 4 种算法的降噪量,后 3 种算法均为经典“FxLMS”的改进算法,可以限定控制器的幅度输出。控制器 $W(z)$ 都为 FIR 滤波器,4 种算法的参数设定于表 3 中,“FxLMS”算法中 $\mu = 0.003$;“Leaky”算法中 $\mu = 0.004$, $\gamma = 0.05$,相当于泄漏因子为 0.9998;“Rescaling”算法中 $\mu = 0.004$, $C = 0.005$;“DGD-FxLMS”算法中 $\mu = 0.003$, $C = 0.001$ 。

表 3 4 种算法的参数设定

Table 3 Parameter settings of the four algorithms

算法	FxLMS	Leaky	Rescaling	DGD-FxLMS
参数	$\mu = 0.003$	$\mu = 0.004$	$\mu = 0.004$	$\mu = 0.003$
		$\gamma = 0.05$	$C = 0.005$	$C = 0.001$

4 种算法的降噪量如图 4 所示,可以看出“Leaky”算法和“Rescaling”算法的有效降噪频段分别在 660 Hz 和 740 Hz 以下,而“FxLMS”和“DGD-FxLMS”算法在 1000 Hz 还有降噪。“FxLMS”算法在 235 Hz 附近可以获得 21 dB 的最大降噪量,同时它在 2000~4000 Hz 频段内的噪声放大也是最大的,其噪声放大在 2~7 dB;“Leaky”算法在 250 Hz 附近获得 8 dB 的最大降噪量,其噪声放大量是最小的,都低于 2 dB 且均匀分布在 1000~5000 Hz 范围内,但“Leaky”算法的有效降噪频段是最窄的;“Rescaling”算法在 235 Hz 附近获得 15 dB 的最大降噪量,尽管“Rescaling”算法在 430 Hz 以下频段的降噪量大于“DGD-FxLMS”算法,其在 1000~2200 Hz 频段的噪声放大量大于“DGD-FxLMS”算法,并且“Rescaling”算法有效降噪频段比“DGD-FxLMS”算法窄。“DGD-FxLMS”算法在 300 Hz 附近获得 9.5 dB 的最大降噪量,其有效降噪频段几乎和“FxLMS”算法的有效降噪频段重合。

图4结果表明“DGD-FxLMS”算法在最大降噪量上比“FxLMS”算法和“Rescaling”算法差,从式(3)可以看出“FxLMS”算法在搜索最佳权矢量过程中没有考虑其他任何约束条件,而仅仅以将误差信号能量降到最低为目标,因此它虽然最大降噪量高,噪声放大也最大。

“Rescaling”算法效果较好,既有不错的降噪量,噪声放大也不大,但从式(11)和式(12)来看,在实际的数字信号处理器件应用中,除法运算会消耗较大资源,此外,该算法是采用“硬性”削波的方式对次级信号进行处理,没有明确的代价函数。

从降噪量和有效降噪带宽来看,“DGD-FxLMS”算法在降噪性能上优于“Leaky”算法。从式(7)知“Leaky”算法引入惩罚项 $\gamma \mathbf{w}^T(n)\mathbf{w}(n)$,所以式(8)“Leaky”算法每次更新控制器系数时都对其进行约束,但“Leaky”算法不同于“Rescaling”算法,“Rescaling”算法在控制器超过约束时仅硬乘一个标量 $[C/y(n+1)]$,相当于将 L 个控制器系数等比例缩小,而“DGD-FxLMS”算法则在控制器超过约束时根据 $x(n)$ 的大小“软性”决定系数调节的大小, L 个控制器系数中有些可能被缩小,有些可能被放大,相当于对整个滤波器做整形,其调节的自由度更大,也更精确。

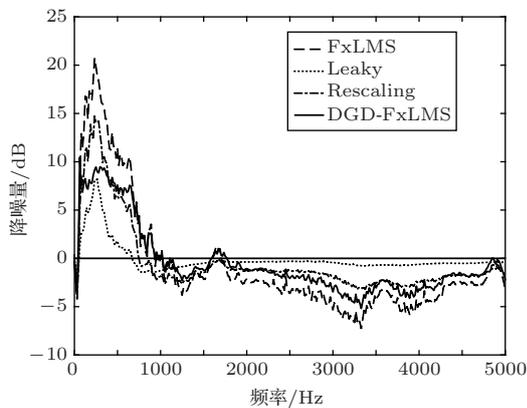


图4 4种算法的降噪性能

Fig. 4 The ANC performance of four algorithms

在自适应控制过程中“DGD-FxLMS”算法在梯度1和梯度2两个梯度方向的分布比例分别为62.4%和37.6%,梯度1和梯度2是指分别沿式(13)上下两行目标函数的方向寻求最佳权矢量。表明“DGD-FxLMS”算法在最小化误差能量的同时兼顾了噪声放大。图5给出了4种算法的误差收敛曲线,从图5中可以看出,与其他3种算法对比,尽管

“DGD-FxLMS”算法会在两个梯度方向上进行切换,但并不会在收敛过程中出现系统不稳定性问题。

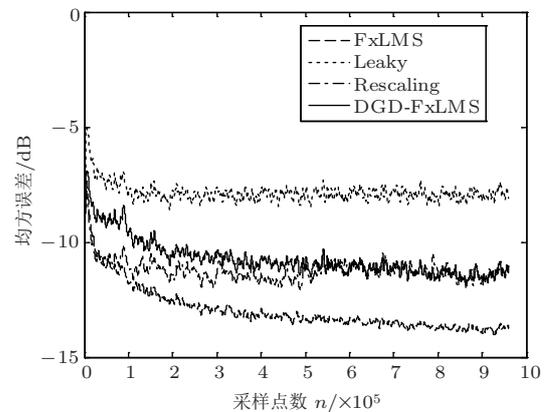


图5 4种算法的收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves of the four algorithms

3 结论

约束控制器输出幅度可以改善水床效应中的噪声放大现象。本文以控制器的实际输出是否超出约束作为选择目标函数的依据,研究了一种“DGD-FxLMS”算法:当控制器输出满足约束,该算法沿着最小化误差信号能量的梯度方向迭代;反之,则沿着最小化次级信号能量的方向迭代。在有源降噪耳机实例中的验证结果表明该算法可以在保证一定降噪量情况下改善噪声放大问题,同时其运算量是实际应用可以接受的。

参考文献

- [1] 苏雨, 卢剑伟, 邵浩然. 基于反馈系统 FxLMS 的非线性主动降噪 [J]. 新型工业化, 2018, 87(3): 40-46.
Su Yu, Lu Jianwei, Shao Haoran. Nonlinear active noise control based on feedback system FxLMS[J]. The Journal of New Industrialization, 2018, 87(3): 40-46.
- [2] 陈克安. 有源噪声控制 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2003: 328-332.
- [3] 吴礼福, 李佳强, 陈定, 等. 一种调节反馈有源噪声控制系统水床效应的频域自适应算法 [J]. 应用声学, 2019, 38(1): 45-51.
Wu Lifu, Li Jiaqiang, Chen Ding, et al. A frequency domain adaptive algorithm for tuning the waterbed effect of feedback active noise control system[J]. Journal of Applied Acoustics, 2019, 38(1): 45-51.
- [4] 陈智. 基于 FxLMS 算法的前馈式自适应有源噪声控制系统建模与仿真 [J]. 自动化与仪器仪表, 2018(5): 10-13.
Chen Zhi. Modeling and simulation of feed-forward adaptive active noise control system based on FxLMS[J]. Automation & Instrumentation, 2018(5): 10-13.

- [5] Elliott S J. Signal processing for active control[M]. London: Academic, 2001: 257–259.
- [6] Ardekani I T, Abdulla W H. Effects of imperfect secondary path modeling on adaptive active noise control systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2012, 20(5): 1252–1262.
- [7] Sakai H, Miyagi S. Analysis of the adaptive filter algorithm for feedback-type active noise control[J]. Signal Processing, 2003, 83(2): 1291–1298.
- [8] Doyle J C, Francis B A, Tannernbaum A R. Feedback control theory[M]. New York: MaxWell MacMillan International, 1992: 144–146.
- [9] 张丽敏, 祖峰磊, 邱小军, 等. 反馈有源噪声控制系统水床效应的分析与改善[J]. 应用声学, 2010, 29(2): 401–408.
Zhang Limin, Zu Fenglei, Qiu Xiaojun, et al. Analysis and improvement on waterbed effect of feedback active noise control system[J]. Journal of Applied Acoustics, 2010, 29(2): 401–408.
- [10] Lei L, Sun J, Huang B. A novel feedback active noise control for broadband chaotic noise and random noise[J]. Applied Acoustics, 2017, 116: 229–237.
- [11] Wu L, Qiu X, Guo Y. A simplified adaptive feedback active noise control system[J]. Applied Acoustics, 2014, 81: 40–46.
- [12] Qiu X, Hansen C H. A study of time-domain FXLMS algorithms with control output constraint[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2001, 109(2): 2815–2823.
- [13] Wu L, Qiu X, Guo Y. A generalized leaky FxLMS algorithm for tuning the waterbed effect of feedback active noise control systems[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2018, 106: 13–23.
- [14] 陈珏, 玉昊昕, 陈克安. 三类有源噪声控制算法性能比较[J]. 噪声与振动控制, 2013, 33(4): 107–113.
Chen Jue, Yu Haoxin, Chen Ke'an. Comparison of performance of three types of active noise control algorithms[J]. Noise and Vibration Control, 2013, 33(4): 107–113.