

基于 BP 和 GA 的微晶玻璃点磨削表面硬度数值拟合

马廉洁^{1,2}, 巩亚东², 于爱兵³, 曹小兵¹

(1. 东北大学秦皇岛分校 控制工程学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819;
3. 宁波大学 机械工程与力学学院, 浙江 宁波 315211)

摘 要: 通过低膨胀微晶玻璃的高速点磨削实验, 测试了加工表面硬度, 分析了表面硬度随工艺参数的变化趋势. 基于 BP 神经网络算法与单因素实验值, 通过最小二乘数值拟合, 建立了点磨削低膨胀微晶玻璃表面硬度与各工艺参数关系的系列化一元模型, 以决定系数检验模型的精度, 结果表明模型具有较高的可靠性. 通过单因素一元模型分析, 提出了低膨胀微晶玻璃表面硬度与工艺参数关系的多元模型. 在正交试验的基础上, 基于遗传算法对多元模型进行了优化建模求解. 通过验证实验检验了模型的精确度, 结果表明, 多元模型具有较高的可靠度.

关 键 词: 表面硬度; 数值拟合; BP 神经网络; 遗传算法; 点磨削; 微晶玻璃

中图分类号: TH 161 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2016)02-0213-05

Numerical Fitting of Surface Hardness Based on BP and GA in Point Grinding Low Expansion Glass

MA Lian-jie^{1,2}, GONG Ya-dong², YU Ai-bing³, CAO Xiao-bing¹

(1. School of Control Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China;
2. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. Faculty of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China. Corresponding author: MA Lian-jie, E-mail: mlj@mail.neu.edu.cn)

Abstract: The changing trend of surface hardness with process parameters was analyzed, and the surface hardness was tested by grinding low expansion glass in quick-point. Based on BP neural network and single factor tests in quick-point grinding, a series of one-dimensional models were built for surface hardness and process parameters by the least-squares fitting. The accuracy of the model was tested by coefficient of correlation. The results show that the model has high accuracy. The multivariate models about surface hardness and process parameters were proposed after analyzing one-dimensional models. Based on the genetic algorithm, the multivariate numerical models were built for surface hardness according to the results of orthogonal experiments. The accuracy of multivariate model was tested by the verification experiment. The test results indicate that the model has high accuracy.

Key words: surface hardness; numerical fitting; BP neural network; genetic algorithm; point grinding; glass ceramics

硬脆性材料广泛应用于航空航天、精密仪器等尖端领域^[1-4]. 微晶玻璃在高温环境下不仅能保持良好的配合性质, 而且具有较高的抗磨能力. 许多学者试图从制造工艺出发来改善硬脆材

料的加工表面质量^[5-6]. 高速点磨削技术兼具磨削的高表面质量和车削的高生产率^[7-8], 可实现硬脆材料的延性域去除, 表面损伤小, 表面硬度显著提高, 是解决硬脆材料加工的一种有效方法.

收稿日期: 2014-12-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51275083).

作者简介: 马廉洁(1970-), 男, 内蒙古赤峰人, 东北大学教授.

遗传算法是一种仿生智能算法,能够有效解决高维离散化、不可导、非线性问题^[9-10]. BP 神经网络是多层前向型神经网络,具有很强的泛化能力,在函数预测、数值分析等方面有广泛应用^[11].

脆性材料质地不均匀,微观缺陷随机分布,随机分布的微观裂纹是影响材料硬度的关键因素. 直接获取材料加工表面硬度与工艺参数之间的解析关系十分困难,本文通过单因素实验建立了表面硬度关于工艺参数的一元模型,并根据正交试验建立了多元模型,以实验验证了模型的可靠性.

1 实 验

选用低膨胀微晶玻璃,体积密度 2.53 g/cm³,抗弯强度 173 MPa,热膨胀系数 (2.0 ~ 4.0) × 10⁻⁸/℃,应力双折线 < 4 nm/cm. 利用 MK9025A 型曲线磨床作为实验平台. 砂轮转速:3 000 ~ 6 000 r/min,砂轮水平轴转动量 ± 6°. 采用陶瓷结合剂 CBN 砂轮,直径 180 mm,宽度 7 mm,砂轮浓度 150%,磨料粒度 200#,磨料厚度 5 mm. 表面显微硬度在 FM-ARS9000 型全自动显微硬度(纳米压痕)测量系统上进行测量.

单因素实验条件见表 1,结合 BP 神经网络算法进行了数值拟合,建立了表面硬度与工艺参数关系的一元模型. 通过正交试验(见表 2 和表 3),进一步建立表面硬度多元模型;设计了验证实验,对模型进行了检验(实验结果见表 4).

表 1 单因素实验条件					
Table 1 Experimental conditions of single factor tests					
组号	v_c $m \cdot s^{-1}$	f $mm \cdot min^{-1}$	a_p mm	α $(^\circ)$	β $(^\circ)$
1 ~ 5	32 ~ 64	15	0.05	1	-0.5
6 ~ 11	48	5 ~ 55	0.05	1	-0.5
12 ~ 17	48	15	0.005 ~ 0.15	1	-0.5
18 ~ 22	48	15	0.05	-2 ~ 2	-0.5
23 ~ 27	48	15	0.05	1	-3 ~ 6

注: v_c 为砂轮速度, f 为进给率, a_p 为磨削深度, α 为倾斜角, β 为偏转角.

表 2 正交试验因素水平表					
Table 2 Factors and levels of orthogonal test					
水平	因 素				
	$v_c/(m \cdot s^{-1})$	$f/(mm \cdot s^{-1})$	a_p/mm	$\alpha/(^\circ)$	$\beta/(^\circ)$
1	29.5	15	0.05	-0.3	-1.0
2	40	40	0.14	0.3	-2.5
3	51	65	0.23	0.9	-4.0
4	62.5	90	0.32	1.2	-5.5

表 3 正交试验结果				
Table 3 Data of orthogonal test				
组号	1	2	3	4
HV/GPa	6.652 2	5.588 1	5.282 1	5.173 1
组号	5	6	7	8
HV/GPa	4.740 9	4.466	6.270 4	6.570 4
组号	9	10	11	12
HV/GPa	4.861 6	6.155 5	5.248 6	6.397 0
组号	13	14	15	16
HV/GPa	5.596 4	5.209 7	6.295 0	5.972 0

表 4 验证实验结果						
Table 4 Data of verification experiment						
序号	v_c $m \cdot s^{-1}$	f $mm \cdot min^{-1}$	a_p mm	α ($^{\circ}$)	β ($^{\circ}$)	HV GPa
1	48	15	0.01	0	0	5.371
2	48	35	0.05	1	-1	5.976
3	56	15	0.05	1	-1	5.679

2 表面硬度数值拟合

2.1 点磨削表面形貌

图 1 为不同加工条件下的表面微观形貌. 当加工表面微观缺陷较少时,微裂纹较少,表面粗糙度值较小,同时表面显微硬度值也较高. 为消除随机因素影响,表面粗糙度、表面显微硬度均测量 9 次,去掉最大值、最小值后取平均值作为实验值.

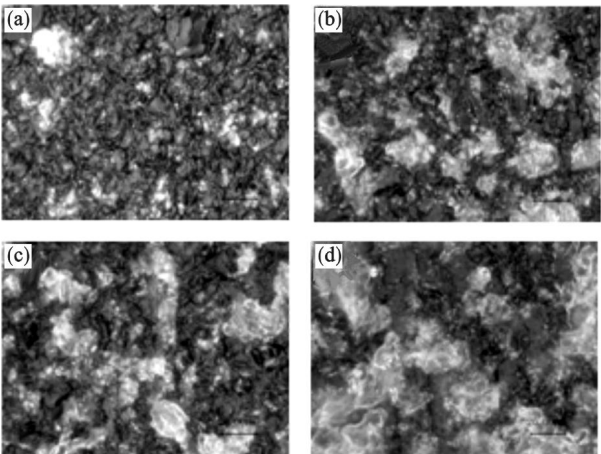


图 1 点磨削表面微观形貌
Fig. 1 Micro-topography of point grinding surface
(a)— $v_c = 27$ m/s, $f = 18$ mm/min, $a_p = 0.06$ mm, $\alpha = -0.2^\circ$, $\beta = -1^\circ$, $R_a = 0.772$ μ m, HV = 6.652 2 GPa;
(b)— $v_c = 60$ m/s, $f = 18$ mm/min, $a_p = 0.15$ mm, $\alpha = 0.3^\circ$, $\beta = -4^\circ$, $R_a = 0.89$ μ m, HV = 6.270 4 GPa;
(c)— $v_c = 48$ m/s, $f = 40$ mm/min, $a_p = 0.15$ mm, $\alpha = -0.2^\circ$, $\beta = -2.5^\circ$, $R_a = 0.933$ μ m, HV = 5.588 1 GPa;
(d)— $v_c = 50$ m/s, $f = 90$ mm/min, $a_p = 0.24$ mm, $\alpha = 0.3^\circ$, $\beta = -2.5^\circ$, $R_a = 1.3$ μ m, HV = 4.466 GPa.

2.2 BP 神经网络设计

为了预测点磨削表面硬度与工艺参数之间的关系,设计了三层BP神经网络,如图2所示。

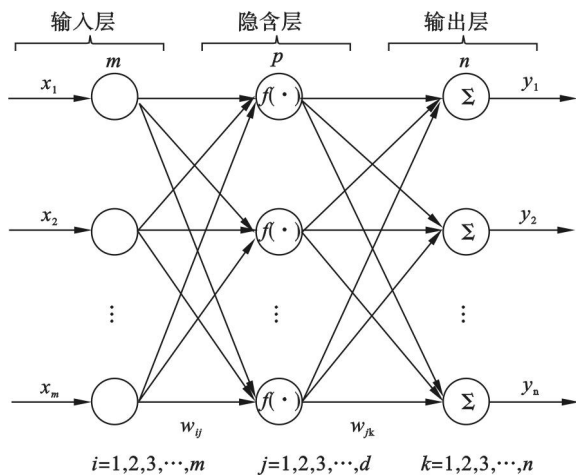


图2 单隐层BP神经网络的网络拓扑结构
Fig. 2 Network topology of BP neural network with single hidden layer

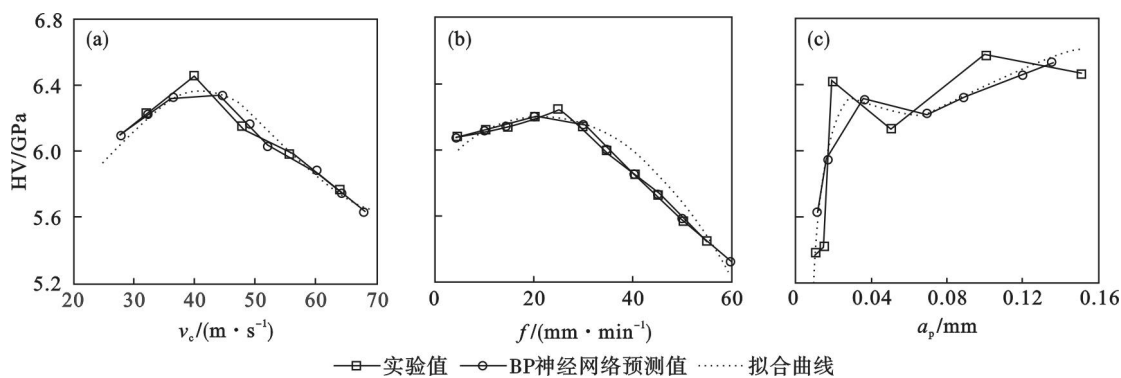


图3 切削用量对表面硬度的影响

Fig. 3 Effect of grinding parameters on the surface hardness

式中: SSR 为回归平方和; SSE 为残差平方和; SST 为总平方和, 即 $SST = SSR + SSE$ 。

2.4 进给率 f 对表面硬度的影响

图3b显示,随着进给率增加,表面硬度的变化趋势可分为递增和递减两个阶段。当进给率较小时,砂轮与工件容易产生“过接触”,导致次生缺陷出现,因而表面硬度较低;随着进给率增加,“过接触”现象逐渐减弱,表面硬度增大。当进给率超过平衡点继续增大时,磨粒与工件已加工表面的重复接触概率逐渐减小,残余缺陷增多,表面硬度降低。经数值拟合解得模型如式(3)所示,其相关系数 $R = 0.9435$ 。由式(3)可知,当 $f = 22.1 \text{ mm/min}$ 时,表面硬度 HV 取得最大值,与实验值基本相符。

$$HV = -111.1 \times e^{6.02 \times 10^{-6} \times (f - 22.1)^2} + 117.3 \quad (3)$$

2.3 砂轮速度 v_c 对表面硬度的影响

图3a显示,随着砂轮速度的增加,加工表面硬度总体趋势先增后降。当砂轮速度较小时,磨粒与工件已加工表面的重复接触概率较小,表面残余微观缺陷较多,表面硬度较低;随着砂轮速度的增加,重复接触概率增大,微观缺陷减少,表面硬度增加。当砂轮速度超过临界值时,重复接触概率过高而出现了“过接触”现象,表面残余微观缺陷消除的同时次生缺陷出现,且随砂轮速度增加次生缺陷增多,因而表现为表面硬度降低。

基于单因素实验和神经网络预测数据的变化趋势,提出假设模型: $HV = -a \times e^{-b(v_c - c)^2} + d$, 通过最小二乘法进行数值拟合,解得模型如式(1)所示。以相关系数(式(2))来评价拟合方程的优劣,其相关系数 $R = 0.9459$ 。

$$HV = 0.7832 \times e^{-3.195 \times 10^{-3} \times (v_c - 41)^2} + 5.585 \quad (1)$$

$$R = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2)$$

2.5 磨削深度 a_p 对表面硬度的影响

图3c显示,随着磨削深度的增加,表面硬度增加,曲线变化率分为两部分, $a_p < 0.015 \text{ mm}$ 时斜率较大, $a_p > 0.015 \text{ mm}$ 时斜率较小。当磨削深度较小时,被切除的材料厚度较小,不足以消除材料本体的自然表面缺陷,残余缺陷较多,硬度较小,随着磨削深度增加,残余缺陷减少,硬度增加。当磨削深度增大到某一临界值时,材料本体的自然表面缺陷完全消除,新表面形成所遗留的缺陷不再变化,硬度保持基本不变。经数值拟合,可获得如式(4)所示的模型,相关系数 $R = 0.8535$ 。

$$HV = (-4450a_p^2 + 218.4a_p - 4.049) \times e^{-44.34a_p} + 6.7 \quad (4)$$

2.6 倾斜角 α 对表面硬度的影响

如图4a, 图4b所示,当倾斜角 α 增大时,正向接触弧长 l_1 减少,工件与砂轮的斜向接触弧长

l_2 增加,正向接触弧长减少有利于减低次生缺陷发生,而斜向接触弧长增加则有利于消除残余缺陷,两方面因素的综合作用使得硬度提高.

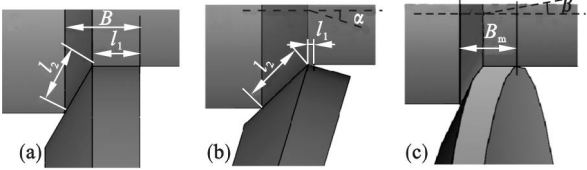


图 4 点磨削工件与砂轮安装位置
Fig. 4 Installation position of workpiece and wheel in the point grinding tests
(a)—砂轮标准安装;(b)—砂轮倾斜安装而产生的倾斜角 α ;(c)—砂轮偏转安装而产生的偏转角 β .

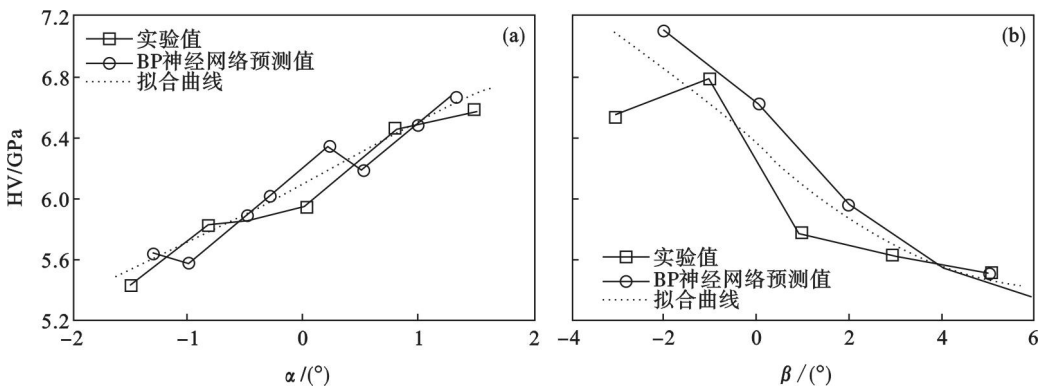


图 5 砂轮几何参数对表面硬度的影响
Fig. 5 Effect of grinding wheel geometrical parameters on the surface hardness

3 基于遗传算法的模型求解与检验

3.1 模型假设

基于单因素数值拟合结果式(1)、式(3)~式(6),提出了低膨胀微晶玻璃表面硬度关于工艺参数($v_c, f, a_p, \alpha, \beta$)的多元模型,如式(7)所示.模型由三部分组成,考察式(4)~式(6),得到共同项为幂函数项,提出了模型第一项 $a \times a_p^b \alpha \beta$;观察单因素数值拟合结果,指数项中只有磨削深度 a_p 为一次方,其余参数为二次方,因此提出了模型第二项 $e^{c \times v_c^2 f^2 a_p \alpha^2 \beta^2}$,模型的第三项 d 为常数项.

第 1 项

第 2 项

第 3 项

$$HV(v_c, f, a_p, \alpha, \beta) = a \times a_p^b \alpha \beta \times e^{c \times v_c^2 f^2 a_p \alpha^2 \beta^2} + d \quad (7)$$

式中: a, b, c, d 均为常数,具体取值由刀具和工件的材料属性所确定.

3.2 模型求解

根据正交试验结果(见表 3),基于遗传算法对多元模型进行优化建模,以多元模型与正交试

图 5a 显示,已加工表面硬度随倾斜角 α 增大而增大.通过数值拟合,建立表面硬度与倾斜角 α 的关系模型如式(5)所示,相关系数 $R = 0.946$.

$$HV = 0.4269 \times \alpha \cdot e^{-0.04111 \times \alpha^2} + 6.11 \quad (5)$$

2.7 偏转角 β 对表面硬度的影响

如图 4a,图 4c 所示,当倾斜角 β 增大时,工件与砂轮的当量接触弧长 B_m 减小,表面残余缺陷较多,硬度降低.

图 5b 显示,已加工表面硬度随偏转角 β 增大而降低.经数值拟合,建立表面硬度与偏转角 β 的关系模型如式(6)所示,相关系数 $R = 0.8963$.

$$HV = -0.2686 \times \beta \cdot e^{-0.0153 \times \beta^2} + 6.382 \quad (6)$$

验值的方差最小为适应度准则(见式(8)),并通过实验(实验数据见表 4)对建模结果进行验证.

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^m (HV_i - HV_i^0)^2 \right\} \quad (8)$$

HV_i 为模型值(式(7)); HV_i^0 为正交试验值.

基于遗传算法多元模型进行优化建模,式(7)中各系数的优化结果见表 5,代入模型即可得出磨削表面硬度关于工艺参数的关系,如式(10)所示.最优参数变化曲线如图 6 所示.利用验证实验对模型进行检验,并计算相对误差(见表 6).

$$\text{相对误差} = \frac{\text{模型计算值} - \text{验证实验值}}{\text{验证实验值}} \times 100\% \quad (9)$$

$$HV(v_c, f, a_p, \alpha, \beta) = -0.1775 \times a_p^{-0.3837} \alpha \beta e^{-7.167 \times 10^{-7} \times v_c^2 f^2 a_p \alpha^2 \beta^2} + 5.5545 \quad (10)$$

表 5 优化参数表
Table 5 Optimized parameters

a	b	c	d
-0.1775	-0.3837	-7.167×10^{-7}	5.5545

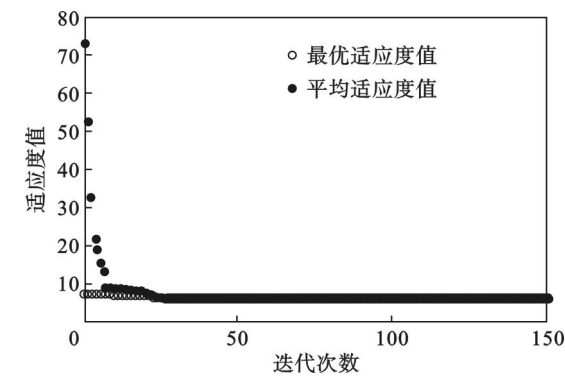


图 6 基于遗传算法的最优个体适应度函数值变化曲线

Fig. 6 Curve of best individual fitness function value based on genetic algorithm

表 6 相对误差表
Table 6 Relative errors

验证实验序号	1	2	3
误差/%	3.416	1.421	7.427

4 结 论

1) 通过高速点磨削实验,研究了低膨胀微晶玻璃表面硬度随工艺参数的变化趋势,并据此提出了模型假设.

2) 基于 BP 神经网络算法,通过最小二乘拟合,建立了点磨削低膨胀微晶玻璃表面硬度与各工艺参数的系列化一元模型,检验结果表明模型具有较高的可靠性.

3) 基于正交试验和遗传算法,建立了低膨胀微晶玻璃表面硬度与工艺参数的多元模型,验证实验结果表明,模型具有较高的可靠性.

参考文献:

[1] Ma L J, Gong Y D, Duan T Y, et al. Surface roughness model in experiment of grinding engineering glasses ceramics [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2014, 228 (12):1563 – 1569.

[2] Gebhardt A, Hoche T, Carl G, et al. TEM study on the origin of cabbage-shaped mica crystal aggregates in machinable glass-ceramics [J]. *Acta Materialia*, 1999, 47 (17): 4427 – 4434.

[3] Bach H, Krause D. Low thermal expansion glass ceramics [M]. [S. l.]: Springer, 2005.

[4] Mustafa E A A. Fluorophlogopite porcelain based on talc-feldspar mixture [J]. *Ceramics International*, 2001, 27 (1): 9 – 14.

[5] Chen X, Rowe W B. Analysis and simulation of the grinding process. part I: generation of the grinding wheel surface [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 1996, 36(8): 871 – 882.

[6] Hassui A, Diniz A E. Correlating surface roughness and vibration on plunge cylindrical grinding of steel [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2003, 43(8): 855 – 862.

[7] Ma L J, Gong Y D, Chen X H. Study on surface roughness model and surface forming mechanism of ceramics in quick point grinding [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2014, 77: 82 – 89.

[8] 尹国强, 巩亚东, 王超, 等. 新型点磨削砂轮磨削参数对表面质量的影响 [J]. *东北大学学报 (自然科学版)*, 2014, 35 (2): 273 – 276.

(Yin Guo-qiang, Gong Ya-dong, Wang Chao, et al. Effects of processing parameters for novel point grinding wheels on surface quality [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2014, 35(2): 273 – 276.)

[9] Chen X, Ma L J, Li C, et al. Experimental study and genetic algorithm-based optimization of cutting parameters in cutting engineering ceramics [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 74(5): 807 – 817.

[10] 卢泽生, 王明海. 基于遗传算法的超精密切削表面粗糙度预测模型参数辨识及切削用量优化 [J]. *机械工程学报*, 2005, 41 (11): 158 – 162.

(Lu Ze-sheng, Wang Ming-hai. Predictive modeling of surface roughness and cutting parameters optimization in ultra-precision turning based on genetic algorithm [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2005, 41 (11): 158 – 162.)

[11] Yu S, Zhu K, Diao F. A dynamic all parameters adaptive BP neural networks model and its application on oil reservoir prediction [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 195 (1): 66 – 75.