doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.04.040

基于粒子群算法的农用轮胎柔性环模型参数辨识方法

孙　瑞[1,2]　王亚东[1,2]　李怡宁[3]　何志祝[1,2]　朱忠祥[1,2]　李　臻[1,2]

(1.中国农业大学工学院,北京 100083;2.智能农业动力装备全国重点实验室,北京 100083;
3.贵州轮胎股份有限公司技术中心,贵阳 550201)

摘要:轮胎柔性环模型能准确表达轮胎变形,但模型的刚度参数无法直接测定,因此模型刚度参数的辨识成为建模过程中的关键。本文基于轮胎柔性环模型运动学方程,分析农用轮胎固有频率与刚度参数之间的关系,提出基于粒子群算法的柔性环模型刚度参数辨识方法。通过轮胎模态试验获取轮胎固有频率,采用粒子群算法对柔性环模型刚度参数进行辨识。将固有频率的试验值与预测值的平均误差作为评价指标,对比粒子群算法与传统算法及遗传算法辨识结果,结果表明粒子群算法的参数辨识结果精度较高,平均绝对误差为 1.67 Hz,平均相对误差为 1.66%,相较于遗传算法,平均相对误差降低 16.16%,运算时间减少 93.19%。通过接地印痕试验获取农用轮胎接地角度,结合辨识所得刚度参数,估算轮胎所受到的垂向力,对比垂向力的试验值与预测值,结果表明粒子群算法的参数辨识结果精度较高,垂向载荷估算平均相对误差为 1.97%,相对于遗传算法,平均相对误差降低 12.05%。

关键词:农用轮胎;柔性环模型;粒子群算法;模态试验;参数辨识;遗传算法

中图分类号:U481　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2024)04-0402-09　　**OSID**:

Parameter Identification Method for Agricultural Tire Flexible Ring Model Based on Particle Swarm Optimization Algorithm

SUN Rui[1,2]　WANG Yadong[1,2]　LI Yining[3]　HE Zhizhu[1,2]　ZHU Zhongxiang[1,2]　LI Zhen[1,2]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Technology Center*, *Gui Zhou Tyre Co.*, *Ltd.*, *Guiyang* 550201, *China*)

Abstract: The tire flexible ring model can accurately express tire deformation, but the stiffness parameters of the model cannot be directly measured, so identifying the stiffness parameters of the model becomes the key in the modeling process. Based on the kinematic equation of the tire flexible ring model, the relationship between the natural frequency and stiffness parameters of agricultural tires was analyzed, and a method for identifying the stiffness parameters of the flexible ring model was proposed based on particle swarm optimization (PSO) algorithm. Based on the kinematics equation of the flexible ring model tire, the relationship between the natural frequency and the stiffness parameters of the agricultural tire was analyzed, and a method for identifying the stiffness parameter of agricultural tire flexible ring model based on PSO algorithm was proposed. A tire testing platform was built, the natural frequency was obtained through tire modal testing, and PSO algorithm was used to identify the stiffness parameters of the flexible ring model. Using the average error between the experimental and predicted values of the natural frequency as the evaluation index, the identification results of PSO algorithm were compared with traditional methods and genetic algorithm(GA). The results showed that PSO algorithm had the highest accuracy, with an average absolute error of 1.67 Hz and an average relative error of 1.66%. Compared with GA, the average relative error was decreased by 16.16% and the computation time was decreased by 93.19%. The correctness and accuracy of the stiffness parameter identification method was proved based on PSO algorithm. The grounding angle of agricultural tires was obtained through the contact patch test, and the vertical force on the tires was estimated based on the identified stiffness parameters. The

收稿日期:2024-02-01　修回日期:2024-02-22

基金项目:国家重点研发计划青年科学家项目(2022YFD2000300)、国家自然科学基金面上项目(52175259)和拼多多-中国农业大学研究基金项目(PC2023B01005)

作者简介:孙瑞(1990—),男,博士生,主要从事农机装备地面力学研究,E-mail:sunrui_901026@163.com

通信作者:李臻(1988—),男,副教授,博士生导师,主要从事农机装备智能传感与控制技术研究,E-mail:zhenli@cau.edu.cn

experimental and predicted values of vertical force were compared, and the results showed that the parameter identification results obtained by the particle swarm algorithm had the highest accuracy. The average relative error of vertical load estimation was 1.97%, which was reduced by 12.05% compared with the genetic algorithm.

Key words: agricultural tire; flexible ring model; particle swarm optimization algorithm; modal testing; parameter identification; genetic algorithm

0　引言

轮胎作为拖拉机与土壤的直接接触部件，与路面互相作用产生的力与力矩对整机工作性能起至关重要的作用[1]，其中垂向载荷直接影响拖拉机的平顺性、牵引性能和通过性。在乘用车与工程车等道路车辆轮胎垂向载荷估计方面，已经有国内外相关学者采用柔性环模型，通过轮胎与路面接触产生的形变估算轮胎的载荷。研究表明，柔性环模型可以准确描述轮胎与路面之间的接触情况[2-5]，在乘用车与工程车轮胎载荷估算方面具有较高精度[6-10]，但在农用非道路轮胎的载荷估计中尚未得到应用。农用轮胎花纹较高、形状特殊且不连续，与普通道路轮胎存在较大差异，并且柔性环模型参数中的弹性圈环弯曲刚度、胎侧弹簧径向及切向刚度等关键参数无法直接测定[11-14]。因此，模型刚度辨识是建模过程中的关键步骤，直接影响垂向载荷估算的精度。

相关学者在轮胎柔性环模型参数辨识方面开展了大量研究工作。MATSUBARA 等[15]提出了通过模态试验与联立方程辨识柔性环模型参数的方法。左曙光等[11]分析了带有轮毂电机的电动轮固有频率并通过最小二乘法辨识了电动轮柔性环模型刚度参数。高学亮[12]建立了高速滚动状态下乘用车轮胎的柔性环模型，并通过最小二乘法辨识了乘用车轮胎柔性环模刚度参数。岳晓峰等[13]提出了轮胎优化柔性环模型，并基于多种状态下的轮胎模态试验通过最小二乘法辨识了优化柔性环模型刚度参数。王国林等[14]建立了智能轮胎柔性环模型，通过最小二乘法辨识了智能轮胎模型刚度参数并提出了接地角度估算方法。LIU 等[16]建立了重载子午线轮胎柔性环模型，并通过遗传算法辨识了重载轮胎柔性环模型刚度参数。现有的针对柔性环模型的参数辨识方法主要包括最小二乘法与遗传算法，其中，最小二乘法是在轮胎的固有频率中任选三阶联立方程进行求解，求解精度差，而遗传算法虽然能逐渐逼近最优解，但收敛速度慢、辨识耗时长[17-19]，而粒子群优化算法相较于其它采用进化操作因子的优化方法，具有易于实现、计算效率高、收敛速度快以及求解精度高等优点[20-24]。

本文选择粒子群算法开展基于柔性环模型的农用轮胎刚度参数辨识研究。以农用轮胎为研究对象，基于柔性环模型轮胎运动学方程，推导模型刚度参数与轮胎固有频率之间的关系，构建轮胎参数辨识模型，进行轮胎模态试验，获取轮胎各阶固有频率；提出基于粒子群算法的轮胎柔性环模型刚度参数辨识方法，辨识模型刚度参数，并与传统算法及遗传算法的辨识结果对比，以证明粒子群算法的有效性；获取农用轮胎接地印痕与接地角度，并求得轮胎受到的垂向载荷，对比垂向载荷的试验值与预测值，以证明粒子群算法辨识结果具有较高的精度。

1　轮胎柔性环刚度参数辨识模型构建

柔性环轮胎模型由弹性圈环、胎侧弹簧及刚性轮辋 3 部分组成，如图 1 所示。弹性圈环为具有均匀橡胶材料性能的圆形圈环，主要表达胎体和胎面的变形；胎侧弹簧为表示轮胎径向与周向变形的弹簧，主要表达弹性圈环与刚性轮辋的弹性联接；刚性轮辋为有质量与惯量的圆，主要表达轮胎质量与转动惯量。

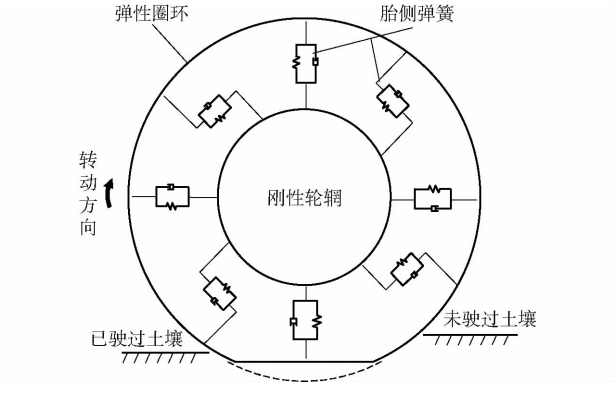

图 1　农用轮胎柔性环模型

Fig. 1　Agricultural tire flexible ring model

根据哈密尔顿原理可得弹性圈环模型的运动学方程为

$$q_v+\frac{\partial q_w}{\partial\theta}+\frac{1}{R}\left(q_\beta+\frac{\partial^2 q_\beta}{\partial\theta^2}\right)=-\frac{EI}{R^4}\left(\frac{\partial^2 v}{\partial\theta^2}+2\frac{\partial^4 v}{\partial\theta^4}+\frac{\partial^6 v}{\partial\theta^6}\right)+\frac{\sigma_\theta^0 A}{R^2}\left(v+2\frac{\partial^2 v}{\partial\theta^2}+\frac{\partial^4 v}{\partial\theta^4}\right)-k_w\frac{\partial^2 \dot v}{\partial\theta^2}+k_v(v-R\theta_r)-C_w\frac{\partial^2 \dot v}{\partial\theta^2}+C_v\dot v+\rho A\left[\ddot v-\frac{\partial^2 \ddot v}{\partial\theta^2}-4\Omega\frac{\partial\dot v}{\partial\theta}+\Omega^2\left(\frac{\partial^2 v}{\partial\theta^2}-v\right)\right]-\frac{P_0 b}{R}\left(v+\frac{\partial^2 v}{\partial\theta^2}\right)\tag{1}$$

$$T = 2\pi k_v R^3 \theta_r - R^2 \int_0^{2\pi} k_v v \mathrm{d}\theta \tag{2}$$

$$F_x = R \int_0^{2\pi} (q_v \cos\theta + q_w \sin\theta) \mathrm{d}\theta \tag{3}$$

$$F_z = -R \int_0^{2\pi} (-q_v \sin\theta + q_w \cos\theta) \mathrm{d}\theta \tag{4}$$

式中 σ_θ^0——外力沿轮胎滚动切向方向的初始法向应力,Pa

θ——滚动前轮胎任意接地点相对于轮辋中心的角度,rad

θ_r——滚动后轮胎任意接地点相对于轮辋中心的角度,rad

b——弹性圈环宽度,m

R——弹性圈环半径,m

ρ——弹性圈环密度,kg/m^3

A——弹性圈环截面面积,m^2

Ω——轮胎转速,r/s

P_0——胎压,Pa

k_w——胎侧弹簧径向刚度,N/m

k_v——胎侧弹簧切向刚度,N/m

E——弹性圈环弹性模量,Pa

I——弹性圈环惯性矩,m^4

v——圈环周向位移,m

C_w——胎侧弹簧径向阻尼系数,N·s/m

C_v——胎侧弹簧切向阻尼系数,N·s/m

F_x——作用于滚动轮轴周向力,N

F_z——作用于滚动轮轴径向力,N

T——作用于滚动轮辋的扭矩,N·m

q_w——作用于弹性圈环上径向力,N

q_v——作用于弹性圈环上周向力,N

q_β——弹性圈环横截面上剪切力,N

在自由状态下,轮胎静止且不受任何外力和力矩作用,则 Ω、q_β、q_w以及 q_v为零,轮胎运动学方程可简化为

$$-\frac{EI}{R^4}\left(\frac{\partial^2 v}{\partial\theta^2}+2\frac{\partial^4 v}{\partial\theta^4}+\frac{\partial^6 v}{\partial\theta^6}\right)+\frac{\sigma_\theta^0 A}{R^2}\left(v+2\frac{\partial^2 v}{\partial\theta}+\frac{\partial^4 v}{\partial\theta^4}\right)-$$
$$k_w\frac{\partial^2 \dot{v}}{\partial\theta^2}+k_v(v-R\theta_r)-C_w\frac{\partial^2 \dot{v}}{\partial\theta^2}+$$
$$C_v\dot{v}+\rho A\left[\ddot{v}-\frac{\partial^2 \ddot{v}}{\partial\theta^2}-4\Omega\frac{\partial \dot{v}}{\partial\theta}+\Omega^2\left(\frac{\partial^2 v}{\partial\theta^2}-v\right)\right]-$$
$$\frac{P_0 b}{R}\left(v+\frac{\partial^2 v}{\partial\theta^2}\right)=0 \tag{5}$$

环带切向位移通过轮胎模态可表示为

$$v(\theta,t)=\sum_{n=0}^{\infty}A(t)\sin(n\theta+w_n t) \tag{6}$$

式中 n——模态阶数

t——轮胎转动时间,s

w_n——轮胎固有角频率,Hz

$A(t)$——模态参数因子

将式(5)代入式(6),可得轮胎固有频率f_n表达式[5]为

$$f_n=\frac{1}{2\pi}\left\{\frac{1}{\rho A(1+n^2)}\left[\frac{EI}{R^4}(n^6-2n^4+n^2)+\frac{P_0 b}{R}(n^4-n^2)+k_w n^2+k_v\right]\right\}^{\frac{1}{2}} \tag{7}$$

将农用轮胎几何参数与轮胎各阶固有频率代入式(7),即可获取农用轮胎柔性环模型弹性圈环弯曲刚度 EI、胎侧弹簧径向刚度 k_w、胎侧弹簧切向刚度 k_v。为提高参数的精度,采用粒子群算法进行参数辨识。

粒子群优化算法来源于动物群体行为的规律性,将寻求优解问题的搜索空间比作鸟类的飞行空间,每只鸟抽象成一个粒子,用该粒子表征问题的一个可能解,从搜索空间中的随机解出发,通过迭代运算寻找最优解。应用粒子群算法进行参数辨识流程如图 2 所示。

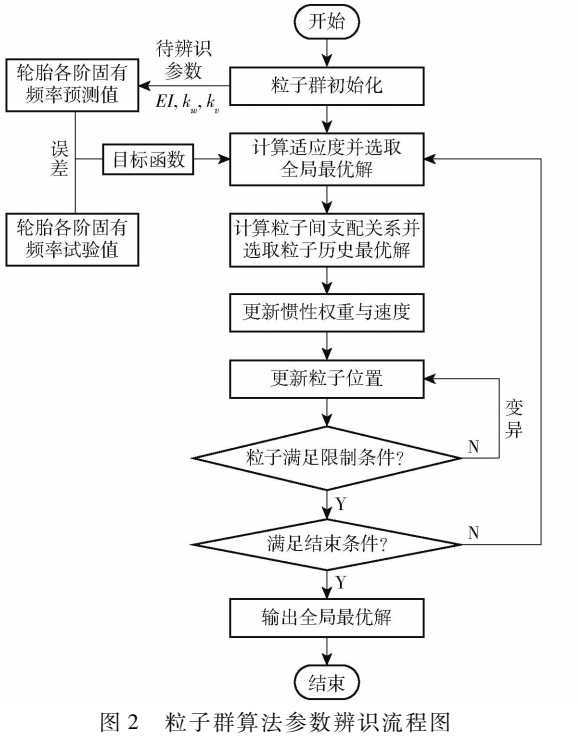

图 2 粒子群算法参数辨识流程图

Fig. 2 Parameter identification process of particle swarm optimization algorithm

对于轮胎柔性环模型参数辨识问题,将粒子群算法的目标函数设定为轮胎固有频率预测值与试验值的误差均方根 $\underset{EI,k_w,k_v}{\operatorname{argmin}}\left(\sum_n^{10}(f_n^{\mathrm{th}}-f_n^{\mathrm{exp}})^2\right)^{1/2}$,其中,$f_n^{\mathrm{th}}$ 为固有频率试验值;f_n^{exp} 为固有频率预测值。

由于待辨识参数共有 3 个,因此在 3 维空间中

随机初始化包含 50 组粒子的粒子群，第 k 次迭代中第 i 个粒子的位置 $\boldsymbol{X}_i^k$ 可表示为

$$\boldsymbol{X}_i^k = (x_{i,1}^k, x_{i,2}^k, x_{i,3}^k) \tag{8}$$

在第 k 次迭代中第 i 个粒子的速度 $\boldsymbol{V}_i^k$ 为

$$\boldsymbol{V}_i^k = (v_{i,1}^k, v_{i,2}^k, v_{i,3}^k) \tag{9}$$

将第 k 次迭代中第 i 个粒子代入目标函数中可得到该粒子的适应度，得到粒子群算法截至 k 代所得到的全局最优解

$$\boldsymbol{P}_g^k = (p_{g1}^k, p_{g2}^k, p_{g3}^k) \tag{10}$$

计算粒子间的支配关系，高适应度粒子对低适应度粒子具有支配权，根据支配权计算可得到截至 k 代第 i 个粒子搜索到的最优解为

$$\boldsymbol{P}_i^k = (p_{i1}^k, p_{i2}^k, p_{i3}^k) \tag{11}$$

更新粒子速度为

$$\boldsymbol{V}_i^{k+1} = \omega \boldsymbol{V}_i^k + c_1 r_1 (\boldsymbol{P}_i^k - \boldsymbol{X}_i^k) + c_2 r_2 (\boldsymbol{P}_g^k - \boldsymbol{X}_i^k) \tag{12}$$

式中　ω——惯性权重

c_1、c_2——加速度因子

r_1、r_2——[0,1]区间内的随机数

惯性权重表示粒子保留目前速度的程度，较大的惯性权重可以提高算法的全局收敛能力，较小的惯性权重可以提高算法的局部收敛能力，本文根据线性递减动态权值策略计算惯性权重

$$\omega = \omega_0 - i(\omega_0 - \omega_1)/i_{\max} \tag{13}$$

式中　i——迭代次数

ω_0——初始惯性权重

ω_1——最终惯性权重

$i_{\max}$——最大迭代次数

根据速度对粒子位置进行更新

$$\boldsymbol{X}_i^{k+1} = \boldsymbol{X}_i^k + \boldsymbol{V}_i^{k+1} \tag{14}$$

得到粒子位置后，根据限制条件对每个粒子进行判断，若不符合限制条件，则对该粒子重新赋予适应度较低时的位置，若不符合限定条件的次数多于 30 次，则对粒子进行变异操作。当 2 次迭代间的全局最优解的差值小于 10^{-6} 或达到最大迭代次数时，即视为满足结束条件，结束迭代，否则进行下一次迭代。迭代结束后，输出辨识后的模型刚度参数。

2　轮胎模态试验系统搭建与固有频率测定

2.1　试验平台搭建

为获取轮胎固有频率需进行轮胎模态试验，搭建如图 3 所示的轮胎试验平台。试验平台由轮胎综合刚度试验机、被测轮胎、力锤、加速度传感器、模态数据采集系统和控制系统组成，可进行轮胎自由状态的模态试验。

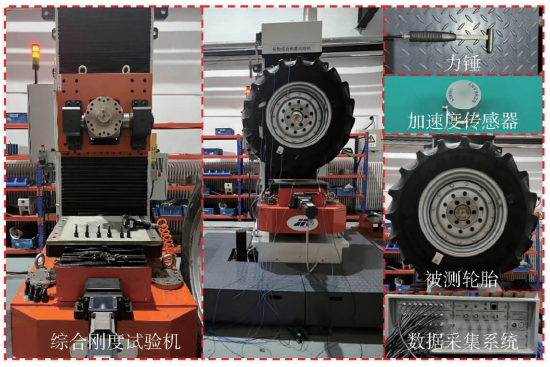

图 3　轮胎试验平台

Fig. 3　Tire testing platform

2.2　试验方案

为获取轮胎的各阶固有频率，通过轮胎试验平台进行模态试验。轮胎模态试验系统由 3 部分组成，分别为激振部分、拾振部分与分析部分。本次试验选择力锤激励，激励方向为径向激励，模态试验中设备型号如表 1 所示。

表 1　模态试验设备

Tab. 1　Modal testing equipment

设备名称	型号
数据采集系统	LMS SCADAS SCM209
数据分析软件	LMS Test. Lab 16A
力锤	PCB086C03
加速度传感器	INV9828

试验时，选取某型号农用轮胎为试验对象，胎压为 210 kPa，支撑方式为固定支撑。将轮胎安装于轮胎综合刚度试验机上，使轮胎处于悬空状态，选取胎面花纹中心处为拾振点，由于被测轮胎共有 19 对花纹，因此选取 19 个拾振点，依次编号为 1 ~ 19。选择拾振点时，受数据采集系统的采集通道数限制，将拾振点分 2 组进行测试。第 1 组拾振点为 1 ~ 9 号，第 2 组拾振点为 10 ~ 19 号，将加速度传感器分别粘贴于拾振点处，加速度传感器布置如图 4 所示。激振点为 1 号、5 号和 15 号拾振点旁边位置，使用力锤沿激振点的法线方向进行 5

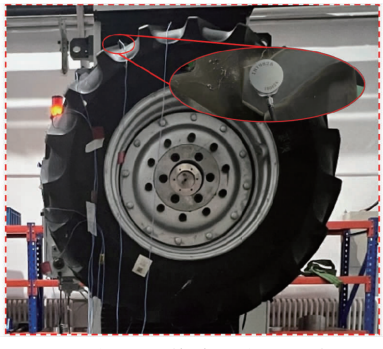

图 4　加速度传感器布置示意图

Fig. 4　Layout diagram of acceleration sensor

次激励,力锤信号与加速度传感器信号通过数据采集系统传输至数据分析软件,处理后得到轮胎各阶固有频率。

2.3 固有频率测定结果

通过模态分析软件将加速度传感器信号以传递函数的形式进行耦合,得到轮胎 1 ~ 10 阶的固有频率如表 2 所示。轮胎模态 1 阶至 10 阶振型分别为错动、椭圆和 3 至 10 瓣振型,如图 5 所示。试验得到的轮胎各阶固有频率为轮胎柔性环模型刚度参数辨识提供数据基础。

表 2 轮胎各阶固有频率试验值

Tab. 2 Test values of natural frequencies of each order of tire

模态阶次	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
频率/Hz	48.71	59.83	69.92	81.59	95.36	110.42	126.84	144.18	162.47	181.51

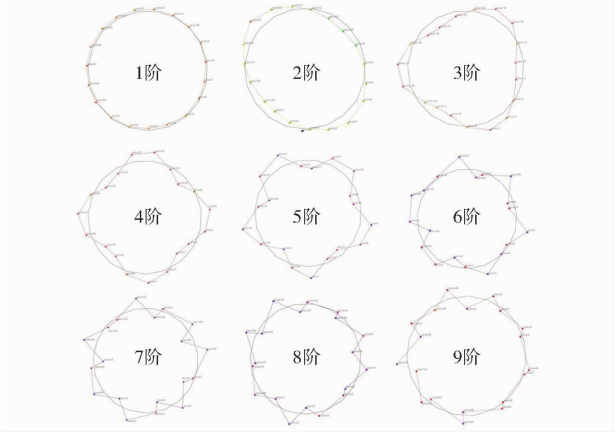

图 5 轮胎各阶模态振型

Fig. 5 Various modal shapes of tires

3 模型关键刚度参数辨识

将轮胎的几何参数与各阶固有频率代入式(7),通过传统算法、遗传算法以及粒子群算法进行参数辨识。传统算法通过选取 1 ~ 10 阶轮胎固有频率中任意 3 组固有频率联立方程,通过最小二乘法求得 3 个参数的局部最优解。粒子群算法与遗传算法则是根据目标函数进行非线性拟合求得 3 个参数的全局最优解。

粒子群算法迭代 95 次时达到最优,运算时间为 32.07 s,得到弹性圈环弯曲刚度为 108.95 $N\cdot m^2$、胎侧弹簧径向刚度为 2.70×10^6 N/m 以及胎侧弹簧切向刚度为 4.54×10^5 N/m,迭代优化过程如图 6 所示。

将粒子群算法辨识结果代入式(7),计算轮胎各阶固有频率试验值与预测值间的误差,如表 3 所示。误差分析结果显示,预测值与试验值的平均绝对误差为 1.67 Hz,平均相对误差为 1.66%,最大相对误差为 3.94%,结果均在 5% 以内[25-26],表明轮胎各阶固有频率的预测值与试验值基本一致。

遗传算法迭代 2 260 次时达到最优,运算时间为 471.13 s,得到弹性圈环弯曲刚度为 107.29 $N\cdot m^2$、胎侧弹簧径向刚度为 2.77×10^6 N/m 以及胎侧弹簧切向刚度为 4.79×10^5 N/m,迭代优化过程如图 7 所示。

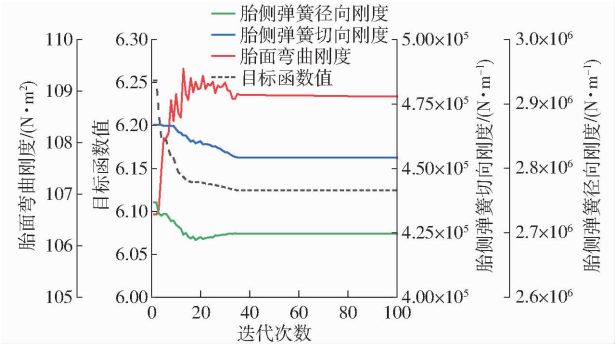

图 6 粒子群算法迭代优化过程曲线

Fig. 6 Iterative optimization process curves of PSO algorithm

表 3 粒子群参数辨识结果分析

Tab. 3 Analysis of parameter identification results obtained by PSO

阶次	试验值/Hz	预测值/Hz	绝对误差/Hz	相对误差/%
1	48.71	48.99	0.28	0.57
2	59.83	62.19	2.36	3.94
3	69.92	71.69	1.77	2.53
4	81.59	81.99	0.40	0.49
5	95.36	94.03	1.33	1.39
6	110.42	108.01	2.41	2.18
7	126.84	124.02	2.82	2.22
8	144.18	142.07	2.11	1.46
9	162.47	162.20	0.27	0.17
10	181.51	184.43	2.92	1.61

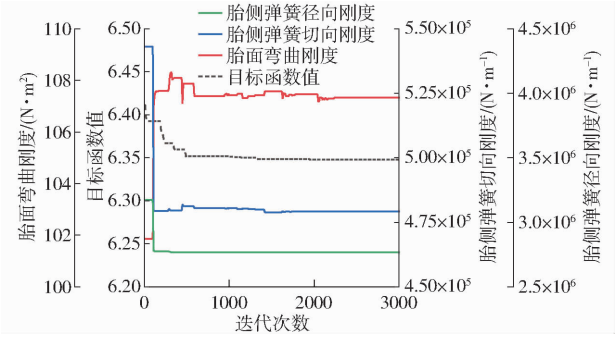

图 7 遗传算法迭代优化过程曲线

Fig. 7 Iterative optimization process curves of GA

将遗传算法辨识结果代入式(7)，计算轮胎各阶固有频率试验值与预测值间的误差，如表 4 所示。结果显示，预测值与试验值的平均绝对误差为 1.80 Hz，平均相对误差为 1.98%，最大相对误差 5.18%。

表 4　遗传算法参数辨识结果分析

Tab.4　Analysis of parameter identification results obtained by GA

阶次	试验值/Hz	预测值/Hz	绝对误差/Hz	相对误差/%
1	48.71	49.72	1.01	2.07
2	59.83	62.93	3.10	5.18
3	69.92	72.37	2.45	3.50
4	81.59	82.59	1.00	1.23
5	95.36	94.52	0.84	0.88
6	110.42	108.39	2.03	1.84
7	126.84	124.26	2.58	2.03
8	144.18	142.18	2.00	1.39
9	162.47	162.15	0.32	0.20
10	181.51	184.21	2.70	1.49

通过传统方法辨识模型刚度参数，得到弹性圈环弯曲刚度为 167.83 $N\cdot m^2$，胎侧弹簧径向刚度为 2.51×10^6 N/m，胎侧弹簧切向刚度为 2.45×10^5 N/m，代入式(7)中求得轮胎各阶模态试验值与预测值间的误差，如表 5 所示。误差结果显示，预测值与试验值平均绝对误差为 4.35 Hz，平均相对误差为 3.13%，最大相对误差为 10.66%。

表 5　传统算法参数辨识结果分析

Tab.5　Analysis of parameter identification results obtained by traditional methods

阶次	试验值/Hz	预测值/Hz	绝对误差/Hz	相对误差/%
1	48.71	45.78	2.93	6.02
2	59.83	59.81	0.02	0.03
3	69.92	69.90	0.02	0.03
4	81.59	81.09	0.50	0.61
5	95.36	94.49	0.87	0.91
6	110.42	110.41	0.01	0.01
7	126.84	128.96	2.12	1.67
8	144.18	150.20	6.02	4.18
9	162.47	174.16	11.69	7.20
10	181.51	200.86	19.35	10.66

对比传统算法、遗传算法和粒子群算法的辨识结果，误差如图 8 所示，粒子群算法辨识参数的精度最高，平均绝对误差为 1.67 Hz，最大绝对误差为 2.92 Hz，平均相对误差为 1.66%，相对于遗传算法，平均绝对误差降低 7.22%，平均相对误差降低 16.16%，相对于传统算法，平均绝对误差降低 61.61%，平均相对误差降低 46.96%。在计算效率方面，粒子群算法的迭代次数远远小于遗传算法，算法运行时间减少 93.19%。

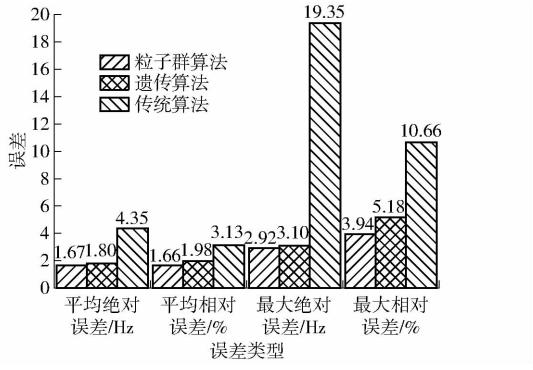

图 8　辨识结果误差分析

Fig.8　Error analysis of identification results

4　轮胎接地印痕试验结果及误差分析

通过轮胎的接地印痕试验，获取农用轮胎接地印痕长度，进而求得轮胎接地角度，并结合辨识所得的关键刚度参数，代入式(4)中求得轮胎的垂向载荷，并与试验获取的轮胎垂向载荷进行对比，以验证辨识得到的轮胎柔性环模型参数精度。

4.1　轮胎接地印痕试验

搭建农用轮胎接地印痕测试平台，平台由被测轮胎、轮胎综合刚性试验机和 Tirescan 压力测量系统构成，如图 9 所示。在接地印痕试验中，将被试轮胎安装在综合刚性试验机的转接盘上，轮胎额定充气压力为 210 kPa，通过轮胎综合刚性试验机的液压加载系统对轮胎施加不同的垂向载荷，分别为 800、1 000、1 200、1 400、1 600、1 800、2 000、2 200、2 400 kg，根据液压系统带有的压力传感器获取轮胎的垂向力，采用 Tirescan 压力测量系统记录轮胎的接地印痕。

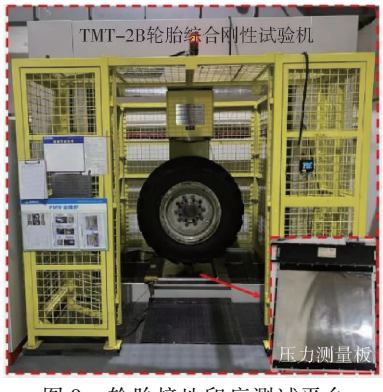

图 9　轮胎接地印痕测试平台

Fig.9　Tire ground contact mark test platform

通过接地印痕试验，获取轮胎额定胎压下，承受不同载荷情况下的接地印痕，试验结果如图 10 所示。结果表明，轮胎接地印痕的宽度随着负荷的增加逐渐增加至 337 mm 后不再增加，而接地印痕长度则随着负荷的增加近似为线性增长。

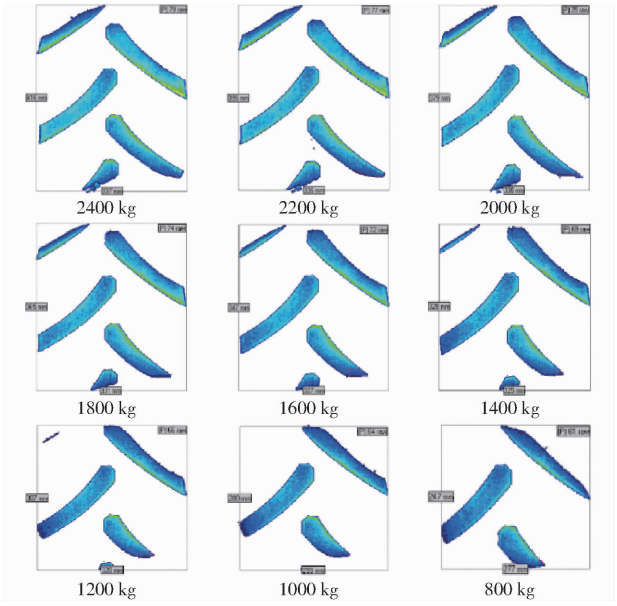

图 10 轮胎接地印痕

Fig. 10 Contact patch

4.2 关键刚度参数误差分析

根据不同负载下轮胎接地长度,求得轮胎接地角度如表 6 所示。

表 6 轮胎接地角度

Tab. 6 Contact angle

负荷/kg	接地长度/mm	接地角度/(°)
800	248	21.28
1 000	289	24.85
1 200	307	26.43
1 400	328	28.27
1 600	346	29.86
1 800	365	31.54
2 000	377	32.61
2 200	395	34.21
2 400	416	36.09

通过接地角度与辨识所得刚度参数求得轮胎的垂向载荷,接地角度-垂向载荷关系如图 11 所示。

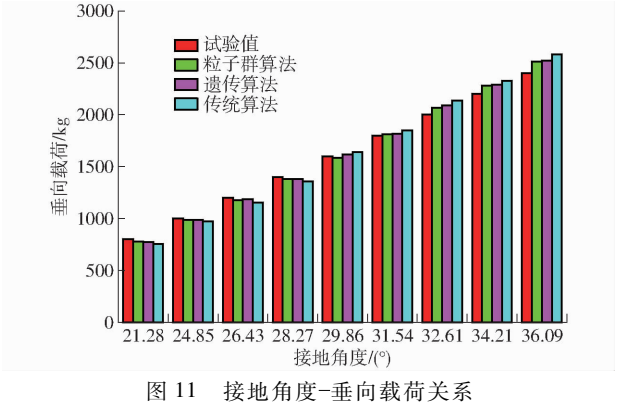

图 11 接地角度-垂向载荷关系

Fig. 11 Relationship between contact angle and vertical load

计算所得垂向载荷与轮胎的真实载荷误差如图 12 所示。通过粒子群算法辨识所得刚度参数估算垂向载荷的平均相对误差为 1.97%,最大相对误差为 4.61%;通过遗传算法辨识所得刚度参数估算垂向载荷的平均相对误差为 2.24%,最大相对误差为 5.11%,而通过传统算法辨识所得刚度参数估算垂向载荷的平均相对误差为 4.03%,最大相对误差为 7.51%。综上所述,粒子群算法辨识得到的参数精度最高,相较于遗传算法精度提高 12.05%,相较于传统算法精度提高 51.12%。

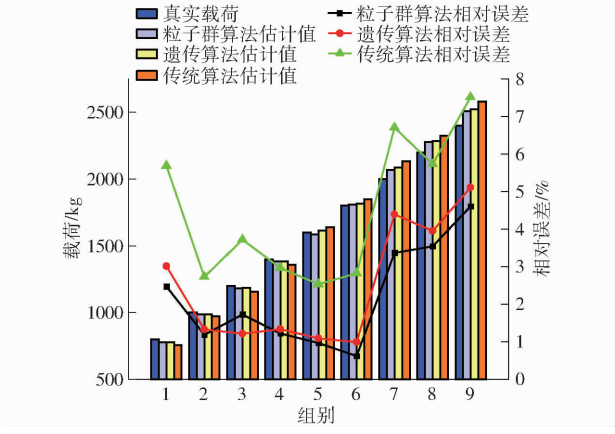

图 12 垂向载荷误差分析

Fig. 12 Analysis of vertical load results

5 结论

(1)基于柔性环模型的农用轮胎运动学方程,推导了模型中弹性圈环弯曲刚度、胎侧弹簧切向刚度以及胎侧弹簧径向刚度与轮胎固有频率的关系,基于粒子群算法,提出了农用轮胎柔性环模型刚度参数辨识方法。搭建了轮胎固有频率测定试验平台,通过农用轮胎模态试验,得到农用轮胎各阶固有频率及其振型,为模型刚度参数辨识提供了数据基础。

(2)通过传统算法、遗传算法以及粒子群算法对模型刚度参数进行了辨识,将固有频率的试验值与预测值的相对均方根误差作为评价指标,对 3 种算法的辨识结果进行验证分析,结果表明粒子群算法辨识精度最高,迭代次数最少,相对于遗传算法,平均绝对误差降低 7.22%,平均相对误差降低 16.16%,运算时间减少 93.19%,证明了粒子群参数辨识算法的有效性。

(3)搭建了轮胎接地印痕试验平台,获取了标准胎压下,不同载荷的农用轮胎接地印痕,通过接地印痕长度与刚度参数求得轮胎受到的垂向力,对比垂向力的试验值与预测值,粒子群算法精度最高,垂向载荷的预测平均相对误差为 1.97%,相较于遗传算法,预测精度提高 12.05%,进一步证明了粒子群算法辨识结果具有较高的精度,提高了拖拉机载荷估算精度,对拖拉机平顺性、牵引性能和通过性的评价具有重要意义。

参 考 文 献

[1] CHELI F, LEO E, MELSI S, et al. On the impact of 'smart tyres' on existing ABS/EBD control systems[J]. Vehicle System Dynamics, 2010, 48(Supp. 1): 255 – 270.

[2] GONG SUN R. A study of in-plane dynamics of tires[D]. The Delft: Delft University of Technology, 1993.

[3] MICHAEL Gipser. FTire—the tire simulation model for all applications related to vehicle dynamics[J]. Vehicle System Dynamics, 2007, 45:139 – 151.

[4] LIU Z, LIU Y, GAO Q. In-plane flexible ring modeling and a nonlinear stiffness solution for heavy-load radial tires[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 171: 108956.

[5] 郭孔辉, 邱恩超. 基于环模型的轮胎滚动接触有限元分析[J]. 吉林大学学报(工学版), 2011,41(3):597 – 601.
GUO Konghui, QIU Enchao. Finite element analysis of tire rolling contact based on ring supported on elastic foundation model [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2011,41(3):597 – 601. (in Chinese)

[6] GARCIA-POZUELO D, YUNTA J, OLATUNBOSUN O, et al. A novel strain-based method to estimate tire conditions using fuzzy logic for intelligent tires[J]. Sensors, 2017, 17(2): 350 – 366.

[7] LONGORIA R G, BRUSHABRE R, SIMMS A. An in-wheel sensor for monitoring tire-terrain interaction: development and laboratory testing[J]. Journal of Terramechanics, 2019, 82:43 – 52.

[8] LEE H, KIM M T, TAHERI S. Estimation of tire-road contact features using strain-based intelligent tire[J]. Tire Science and Technology, 2018, 46(4): 276 – 293.

[9] GUBAIDULLIN R R, AGLIULLIN T A, MOROZOV O G, et al. Microwave-photonic sensory tire control system based on FBG [C]//2019 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications, Moscow, 2019.

[10] ERDOGAN G, ALECANDER L, RAJAMANI R. Estimation of tire-road friction coefficient using a novel wireless piezoelectric tire sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(2): 267 – 279.

[11] 左曙光, 毛钰, 吴旭东, 等. 基于柔性环轮胎模型的电动轮固有特性分析[J]. 振动与冲击, 2016,35(3):41 – 47.
ZUO Shuguang, MAO Yu, WU Xudong, et al. Inherent characteristic analysis of the electrical wheel based on a flexible ring model[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016,35(3):41 – 47. (in Chinese)

[12] 高学亮. 基于数字图像相关的汽车轮胎高速滚动力学特性研究[D]. 长春: 吉林大学, 2020.
GAO Xueliang. Research on high-speed rolling mechanical property of vehicle tire based on digital image correlation[D]. Changchun: Jinlin University, 2020. (in Chinese)

[13] 岳晓峰,解成能,高学亮,等.一种优化的柔性环动力学轮胎模型的研究与应用[J].振动与冲击,2021, 40(8): 92 – 97.
YUE Xiaofeng, XIE Chengneng, GAO Xueliang, et al. Research and application of an optimized flexible ring rolling tire model [J]. Journal of Vibration and Shock , 2021, 40(8): 92 – 97. (in Chinese)

[14] 王国林, 韩桐, 周海超, 等. 应用模型的智能轮胎垂向力估计算法[J]. 汽车工程, 2021, 43(12): 1865 – 1870,1879.
WANG Guolin, HAN Tong, ZHOU Haichao, et al. Vertical force estimation algorithm of intelligent tires based on physical model[J]. Automotive Engineering, 2021, 43(12): 1865 – 1870,1879. (in Chinese)

[15] MATSUBARA M, KAWAMURA S. Parameter identification of a three-dimensional flexible ring-based model of a tire using experimental modal analysis[J]. International Journal of Automotive Engineering, 2019, 10(2):133 – 138.

[16] LIU Z H, GAO Q H. Development and parameter identification of the flexible beam on elastic continuous tire model for a heavy-loaded radial tire[J]. Journal of Vibration and Control, 2018, 24(22):5233 – 5248.

[17] 边伟, 龚佳慧, 文爱民, 等. 基于遗传算法的魔术公式轮胎模型参数两级辨识[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2017, 36(5): 115 – 120.
BIAN Wei, GONG Jiahui, WEN Aimin, et al. Two levels of parameter identification of magic eormula tire model based on genetic algorithm[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University(Natural Science),2017,36(5): 115 – 120. (in Chinese)

[18] 田晶晶, 阳冬波, 李枭. 基于遗传算法的魔术公式轮胎模型参数辨识方法研究[J]. 交通节能与环保, 2014(4): 13 – 16.
TIAN Jingjing, YANG Dongbo, LI Xiao. Study on the parameters identification method of magic formula tyre model based on genetic algorithm[J]. Energy Conservation & Environmental Protection in Transportation, 2014(4): 13 – 16. (in Chinese)

[19] MANTARA D A, LUQUE P, NAVA J A, et al. Tyre-road grip coefficient assessment. Part 1: off-line methodology using multibody dynamic simulation and genetic algorithms[J]. Vehicle System Dynamics, 2013, 51(10): 1603 – 1618.

[20] ALAGAPPAN A V, RAO K V N, KUMAR R K. A comparison of various algorithms to extract magic formula tyre model coefficients for vehicle dynamics simulations[J]. Vehicle System Dynamics, 2015, 53(2): 154 – 178.

[21] 谭国金, 孔庆雯, 何昕, 等.基于动力特性和改进粒子群优化算法的桥梁冲刷深度识别[J].吉林大学学报(工学版), 2023,53(6):1592 – 1600.
TAN Guojin, KONG Qingwen, HE Xin, et al. Bridge scour depth identification based on dynamic characteristics and improved particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2023, 53(6): 1592 – 1600. (in Chinese)

[22] AGRAWAL R K, KAUR B,AGARWAL P. Quantum inspired particle swarm optimization with guided exploration for function

optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 102: 107122.

[23] 唐可心, 梁晓磊, 周文峰, 等. 具有重组学习和混合变异的动态多种群粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(12):2871 - 2880.
TANG Kexin, LIANG Xiaolei, ZHOU Wenfeng, et al. Dynamic multi-population particle swarm optimization algorithm with recombined learning and hybrid mutation[J]. Control and Decision, 2021, 36(12):2871 - 2880. (in Chinese)

[24] JIANG J J, WEI W X, SHAO W L, et al. Research on large-scale bi-level particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2021, 9: 56364 - 56375.

[25] 刘志浩, 刘钇汛, 张亚, 等. 重载轮胎面内柔性环振动建模与试验[J]. 振动与冲击, 2021, 40(23): 134 - 142, 165.
LIU Zhihao, LIU Yixun, ZHANG Ya, et al. Modeling and tests of in-plane flexible ring vibration of heavy-duty tire[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(23): 134 - 142, 165. (in Chinese)

[26] 黄通, 刘志浩, 高钦和, 等. 重载车辆轮胎模型参数辨识与灵敏度分析[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2022, 49(8): 36 - 44.
HUANG Tong, LIU Zhihao, GAO Qinhe, et al. Parameter identification and sensitivity analysis of heavy-duty vehicle tire model[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2022, 49(8): 36 - 44. (in Chinese)

(上接第 367 页)

[25] 常钰菲. 鳕鱼蛋白酶解液中风味物质的构成及脱腥方法研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2015.
CHANG Yufei. Identification of volatile flavor compounds from codfish and study on deodorization methods[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2015. (in Chinese)

[26] FRATINI G, LOIS S, PAZOS M, et al. Volatile profile of Atlantic shellfish species by HS - SPME GC/MS[J]. Food Research International, 2012, 48(2): 856 - 865.

[27] YAO S S, GUO W F, LU Y, et al. Flavor characteristics of lapsang souchong and smoked lapsang souchong, a special Chinese black tea with pine smoking process[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2005, 53(22): 8688 - 8693.

[28] 夏晓霞, 薛艾莲, 寇福兵, 等. 枣加工过程中特征香气物质形成机制研究进展[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(23): 288 - 297.
XIA Xiaoxia, XUE Ailian, KOU Fubing, et al. Formation mechanism of characteristic aroma substances during jujube processing: a review[J]. Food and Fermentation Industries, 2021, 47(23): 288 - 297. (in Chinese)

[29] 徐永霞,张朝敏,赵佳美,等. 牙鲆冷藏过程中肌肉挥发性风味成分的变化[J]. 食品与发酵工业,2016,42(1):219 - 224.
XU Yongxia, ZHANG Chaomin, ZHAO JIamei, et al. Changes in volatiles of *Paralichthys olivaceus* muscle during chilled storage[J]. Food and Fermentation Industries, 2016, 42(1): 219 - 224. (in Chinese)

[30] 王福田, 杨冰, 鲁玉凤, 等. 不同蒸煮方式青蟹肌肉感官品质分析和比较研究[J]. 肉类研究, 2021, 35(6): 28 - 36.
WANG Futian, YANG Bing, LU Yufeng, et al. Analysis and comparative study of sensory qualities of muscle from the mud crab scyllaparamamosain cooked by different methods[J]. Meat Research, 2021, 35(6): 28 - 36. (in Chinese)

[31] WEN Dongling, LIU Yue, YV Qian. Metabolomic approach to measuring quality of chilled chicken meat during storage[J]. Poultry Science, 2020, 99(5):2543 - 2554.

[32] GAO Binghong, HU Xiaobo, XUE Hui, et al. The changes of umami substances and influencing factors in preserved egg yolk: pH, endogenous protease, and proteinaceous substance[J]. Frontiers in Nutrition, 2022, 26(9): 998448.

[33] 施小迪. 豆乳及豆乳发酵液不良风味的形成及改善途径研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2017.
SHI Xiaodi. Study on the formation and improving methods for off-flavor of soymilk and soymilk fermented liquid[D]. Beijing: China Agricultural University, 2017. (in Chinese)

[34] 葛武鹏, 李元瑞, 陈瑛, 等. 牛羊奶酸奶挥发性风味物质固相微萃取 GC/MS 分析[J]. 农业机械学报, 2008,39(11): 64 - 69,75.
GE Wupeng, LI Yuanrui, CHEN Ying, et al. Analysis of volatile aromatic compounds from cow's and goat's milk yoghurt by SPME - GC/MS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(11): 64 - 69, 75. (in Chinese)

[35] GARRIDO-DELGADO R, DOBAO-PRIETO M, ARCE L, et al. Determination of volatile compounds by GC - IMS to assign the quality of virgin olive oil[J]. Food Chemistry, 2015, 187: 572 - 579.