

基于粒子群算法的粉末电磁压制的线圈结构优化

王颖¹, 黄尚宇¹, 王苇¹, 廖行¹, 周梦成¹, 孟正华²

(1. 武汉理工大学 材料科学与工程学院, 武汉 430070; 2. 武汉理工大学 汽车工程学院, 武汉 430070)

摘要: **目的** 为了提高利用电磁压制下粉末的致密性, 需要提高电磁压制过程中的驱动片受到的冲量, 平面螺旋线圈对增大驱动片受到的冲量有着关键的作用。 **方法** 首先建立了电磁压制装置中线圈的有限元模型, 然后通过模拟的数据和目标函数, 运用BP人工神经网络, 建立了线圈结构参数与驱动片受到的冲量之间的近似模型, 再利用最优解集粒子群(PSO)算法, 对线圈结构参数进行了优化, 通过逐步优化得到了一组最优粒子解, 最后运用有限元模拟软件对得到的结果进行了验证。 **结果** 得到线圈最优结构参数为: 线圈截面尺寸比为2.4, 线圈与驱动片的距离为1.2 mm, 线圈匝间距为0.7 mm, 线圈与驱动片的面积比为0.5。 **结论** 研究结果表明, 运用最优解集粒子群(PSO)算法和有限元方法相结合的新方法, 能够快速、有效地获得最优参数结构。

关键词: AZ31 镁合金; 显微组织; 力学性能

DOI: 10.3969/j.issn.1674-6457.2016.01.016

中图分类号: TF124.3

文献标识码: A

文章编号: 1674-6457(2016)01-0084-07

Coil Structure Optimization in Electromagnetic Powder Compacting Based on Particle Swarm (PSO) Algorithm

WANG Ying¹, HUANG Shang-yu¹, WANG Wei¹, LIAO Xing¹, ZHOU Meng-cheng¹,
MENG Zheng-hua²

(1. School of Materials Science and Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;
2. School of Automotive Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

ABSTRACT: In order to improve the powder density pressed by electromagnetic, electromagnetic impulse of driving sheet need to be improved, planar spiral coil of sheet plays a key role in increasing drive impulse. Firstly, establishing finite element model of suppress electromagnetic coil, then approximate model of coil structure parameters and drive plates is established by the simulated data and objective function of BP artificial neural network, last coil structure parameters were optimized by particle swarm (PSO) algorithm to obtain an optimal set of particles through the progressive optimization solution. In the end using finite element simulation software verified the obtained results. The optimal coil structure parameters is obtained as follows: the coil section size proportion is 2.4, and distance of 1.2 mm of the drive coil, coil turn spacing of 0.7 mm, coil and drive ratio of 0.5. The results show that the combine particle swarm (PSO) algorithm and finite element method can quickly and effectively obtain the optimal structure parameters.

KEY WORDS: particle swarm algorithm; structure parameters; powder compaction; electromagnetic forming

粉末冶金技术是将金属材料制备和产品加工过程相结合的先进制造技术^[1], 由于其具有省时节能、材

收稿日期: 2015-12-01

基金项目: 国家自然科学基金(51475345; 51205298); 华中科技大学材料成形与模具技术国家重点实验室开放基金课题(P2015-01)

作者简介: 王颖(1990—), 女, 武汉人, 硕士生, 主要研究方向为材料成形新技术。

通讯作者: 黄尚宇(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为先进材料制备技术。

料利用率高等特点,在各制造领域的应用越来越广泛,也成为当下研究的热点。然而因为有孔隙的存在,传统粉末,冶金方法得到的产品的强度、密度等力学和物理性能很难达到理想程度^[2]。将电磁成形技术用于压制粉末是提高粉末压实密度和粉末均匀致密度的一种有效途径^[3-5]。自1976年,Clyens,Johnson和Al-Hassani将电磁成形技术用于粉末压制,成功压制出条料、棒料和加工形状更为复杂的产品后^[6],粉末电磁压制受到了学术界和企业界日益广泛的关注。

粉末电磁成形装置主要由放大器、电容、模具、工作线圈等部件组成。其中最为重要的部件是工作线圈,它将电能转化为磁场能使工件成形,工件或者粉末的成形效率、成形效果和线圈使用寿命均受线圈的结构设计的影响^[7]。不同的工艺使用的线圈结构不同,合理地设计线圈结构,获得大的电磁力冲量,是获得理想电磁压制成形效果的关键因素。

电磁压制技术在粉末压实的应用中主要有两种压制形式,一种是运用螺线管线圈径向压实,另外一种一种是运用平板线圈的轴向压实^[8]。本文研究的线圈是平面螺旋线圈轴向压实,线圈通入脉冲电流,周围形成匀强脉冲磁场,激励感生电流,电流与磁场相互作用,产生的强大脉冲轴向电磁力对粉末进行压实,整个压制时间非常短,不足1 ms。

对线圈结构进行优化,通常采用的是有限元模拟,但是很难找到最合适的参数结构,与此同时还耗费大量的运算时间。舒行军等人^[9-10]将人工神经网络算法运用于电磁粉末压制分析,有效简化了工艺参数与结果的关系,建立了近似的预测模型。本文采用BP神经网络对得到的线圈结构参数进行建模,运用粒子群(PSO)算法对模型进行优化,寻找最优的线圈结构参数。

1 线圈结构参数的模型

线圈模型是指线圈结构参数与驱动片上所受脉冲电磁力冲量的对应关系。目前建立这种模型的方法有很多,比如多项式响应量模型、人工神经网络模型和Kriging模型等^[11],本文优先选择的是BP人工神经网络模型。

1.1 线圈结构参数数学描述

1.1.1 线圈的ANSYS建模

电磁粉末压制中,平面螺旋线圈磁脉冲轴向压实的基本原理如图1所示,线圈实物如图2所示,采用Ansys里的电磁模块建立3D模型,对平面螺旋线圈进行

有限元模拟。为了使模拟结果更加贴合实验,电压和电容参数来自前期的实验参数。由于在电磁成形过程中产生的电流为冲击大电流,这是一种变化非常快的瞬时状态量,不容易直接测量,运用前期实验的数据,如表1所示,然后通过Ansys有限元软件对线圈电路进行模拟,从而可以通过有限元软件导出各个时间点所对应的电流和频率,为后续建立的线圈模型作准备。

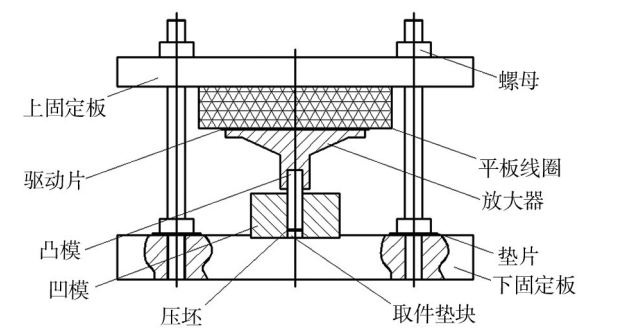


图1 低电压电磁压制试验工装图

Fig.1 Low voltage electromagnetic suppression test equipment

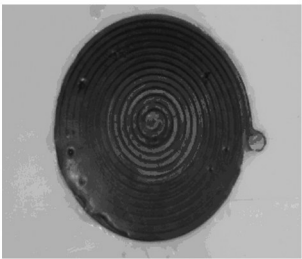


图2 线圈实物

Fig.2 Coil entity

表1 平面线圈放电路径参数

Table 1 Plane coil discharge circuit parameters

线圈截面 尺寸 a/b 比值	线圈匝间 距/mm	放电电压 /V	电容/ μ F	电阻/m Ω	电感/ μ H
1	1	1000	1 5000	93.222	3.915
2	1	1000	15 000	78.625	4.795
3	1	1000	15 000	73.75	5.745
3	0.5	1000	15 000	73.75	4.015
3	1.5	1000	15 000	73.75	4.426
3	2	1000	15 000	73.75	4.978

在低电压电磁压制实验中使用的线圈,是将矩形截面的紫铜导线绕成平面螺旋状的平面螺旋线圈,用环氧树脂封装而成。实验中平面螺旋线圈的电导率为 6.85×10^7 S/m,磁导率为 1.26×10^{-6} H/m。通过电

阻 R 的公式(1)^[12]计算实验中不同截面的电阻。平面螺旋线圈的电感计算公式为式(2)^[12]。

$$R = \rho \frac{l}{S} \quad (1)$$

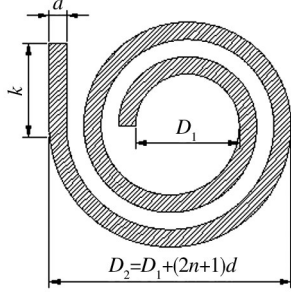


图3 线圈长度 l 计算示意图

Fig.3 Length of coil calculation diagram

式中: R 为线圈电阻($\text{m}\Omega$); l 为线圈总长度(mm), $l \approx \pi n \frac{D_1 + D_2}{2} + k$, n 为线圈匝数; S 为线圈截面积(mm^2); ρ 为铜的电阻率, $\rho = 17.24 \mu\Omega \cdot \text{mm}$ 。

$$L = \frac{0.4\pi\mu n^2 F}{l} \times 10^{-5} \quad (2)$$

式中: l 为线圈电感(μH); μ 为磁导率,值为 $1.26 \times 10^{-6} \text{H/m}$; l 为线圈总长度(mm); F 为线圈截面积(mm^2), $F = (\frac{r_0 + r_1}{2} + \frac{r_1 + m_0 + r_1}{2} + \dots + \frac{r_{n-1} + m_0 + r_n}{2})b$,如图4所示。

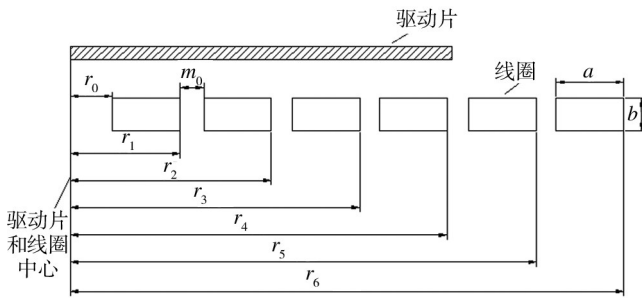


图4 驱动片与线圈尺寸说明

Fig.4 Drive and coil size specification

实验的放电回路如图5所示,主要由3根紫铜导线、电容器以及平面螺旋线圈组成,用HIOKI 3532-50型电阻电感测量仪测量3根紫铜导线的电阻和电感,结果如下:

$$R_{1t} = 30 \text{ m}\Omega, L_{1t} = 1.35 \mu\text{H}$$

$$R_{2t} = 29 \text{ m}\Omega, L_{2t} = 1.42 \text{ m}\mu\text{H}$$

$$R_{3t} = 5 \text{ m}\Omega, L_{3t} = 0.225 \mu\text{H}$$

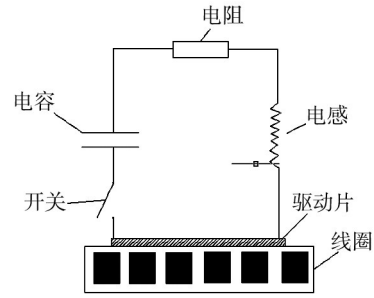


图5 实验放电回路

Fig.5 Discharge circuit of experiment

放电回路电阻和电感计算为:

$$R = R_{\text{线圈}} + R_{1t} + R_{2t} + R_{3t} \quad (3)$$

$$L = L_{\text{线圈}} + L_{1t} + L_{2t} + L_{3t} \quad (4)$$

电磁场模型由线圈、驱动片、远场和空气场组成,如图6所示。划分网格的线圈和驱动片如图7a所示,Ansys中驱动片和线圈受力分布如图7b,c所示。设置驱动片的电阻率为 $2.78 \times 10^{-8} \Omega \cdot \text{m}$,磁导率为 $1.0002 \mu\text{H/m}$,线圈的电阻率为 $1.72 \times 10^{-8} \Omega \cdot \text{m}$,磁导率为 $1 \mu\text{H/m}$,空气和远场的磁导率都设为1。对线圈和板料采用Solid97,12节点六面体单元进行映射划分,空气场则采用Solid97,12节点四面体单元进行自由网格划分,远场空气采用infin111,12节点单元进行映射划分。对远场空气的外表面施加远场标志,作为磁场分析的边界条件。

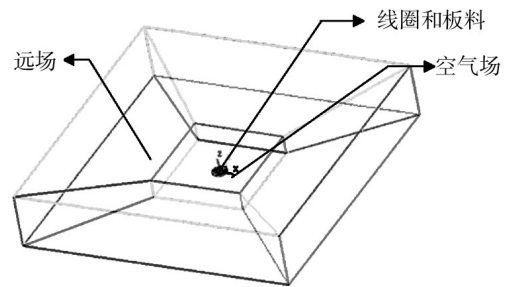


图6 电磁场3D建模

Fig.6 3D modeling of electromagnetic field

1.1.2 线圈数学模型

通过模拟得到驱动片上每个节点的电磁力,运用数学计算,得出线圈上受到的冲量大小。线圈上的受力与驱动片受力是2个相互作用的力,大小相等、方向相反。驱动片的冲量计算如式(5)所示。通过数值模拟和数学计算得到的数据如表2所示。

$$I = \int_0^T \int_0^{2\pi} \int_0^1 P_z(r) dr d\theta dt \quad (5)$$

式中: I 为驱动片受到的冲量; P_z 为驱动片在 z 轴

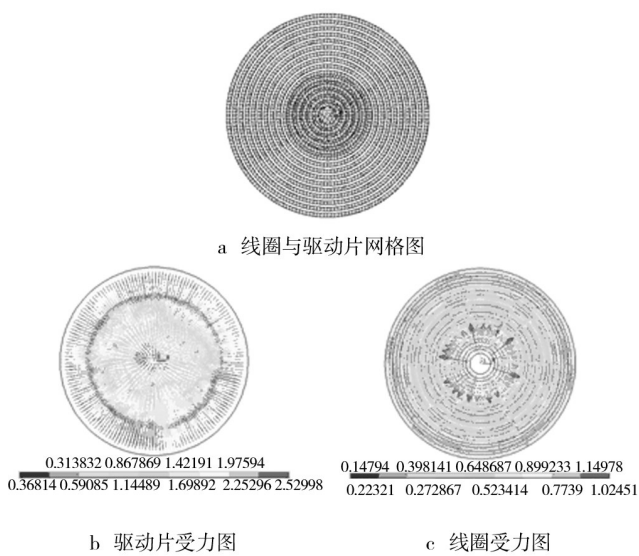


图7 线圈和驱动片

Fig.7 Coil and drive

方向上的受力大小; r 为圆心到驱动片边界的归一化距离; T 为冲量作用的时间。

$$\sigma \leq [\sigma], \sigma = \frac{\int_0^{2\pi} \int_0^1 P_i(r) dr d\theta}{S}$$

(6)

式中: P_i 为垂直于线圈横截面的合力; S 为线圈截面积; σ 为线圈截面受到的应力, $[\sigma]$ 为铜的许用应力, $[\sigma]=133\text{ MPa}$ 。

1.2 神经网络建立近似模型

线圈结构参数与驱动片受到的冲量之间是非线

性关系,很难用数学公式表示线圈结构参数与驱动片冲量的具体对应关系。只能通过 Ansys 软件模拟算出驱动片上每个节点的受力,通过式(5)积分的方式算出冲量,这样的做法十分浪费时间。基于神经网络具有很强的非线性映射能力、比较准确逼近任何非线性的曲面甚至超曲目的优势,同时利用 BP 神经网络具有多次训练收敛快,不会陷入局部优化等优势^[11],建立 BP 网络近视模型如下:

$$I_{\max} = f_{\text{ANN}}(u, r, v, c, t)$$

(7)

式中: I 为驱动片受到的冲量大小, u 为线圈的界面长与宽的比值, r 为线圈与驱动片的距离, v 为线圈的匝间距, c 为线圈与驱动片的比例, t 为电流作用的时间。

训练神经网络中,目标函数为样本的方差,即:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_i - O_i)^2$$

(8)

这个目标函数训练网络容易出现“过度拟合”的现象。训练过程中网络权值过大,会导致网络的泛化效果很差,因此要增加权值平方和项,以保证网络权值不会过大。

$$MSEREG = \gamma MSE + (1 - \gamma) MSW$$

(9)

n 为网络中所有参数的个数; N 为训练样本的数量^[13]; γ 为权值; $MSW = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^n w_j^2$ 。

在 BP 神经网络里自动地将部分数据作为学习数据,另外部分数据作为验证数据,通过多次训练比较学习数据与验证数据建立的模型的误差,寻找一个误差值在允许范围内的线圈结构参数与驱动片冲量的数学

表2 模拟实验数据
Table 2 Simulation experiment data

序号	线圈截面尺寸 a/b 比值	线圈与板料的距离 /mm	线圈匝间距 /mm	线圈与驱动片的 比例	作用 时间/s	驱动片受到的 冲量/(N·s)
1	1	1	1.5	1.7	0.000 325	493.85
2	2	1	1.5	1.7	0.000 322	1736.82
3	3	1	1.5	1.7	0.000 316	3457.249
4	3	0.5	1.5	1.7	0.000 316	2677.19
5	3	1.5	1.5	1.7	0.000 316	3282.98
6	3	2	1.5	1.7	0.000 316	3056.76
7	3	2.5	1.5	1.7	0.000 316	2052.246
8	3	3	1.5	1.7	0.000 316	1846.46
9	3	1	1	1.7	0.000 331	3554.93
10	3	1	0.5	1.7	0.000 323	5113.233
11	3	1	2	1.7	0.000 343	3051.171
12	3	1	1.5	1	0.000 316	7828.356
13	3	1	1.5	2	0.000 316	2789.09
14	3	1	1.5	1.5	0.000 316	4388.703
15	3	1	1.5	0.5	0.000 316	7434.675

模型,作为后面运用粒子群算法优化的模型对象。建立的这个BP模型,可以方便后期改变不同参数结构数值,通过BP神经网络建立的模型运算得出大致的冲量数值范围。图8为建立BP神经网络的流程图。

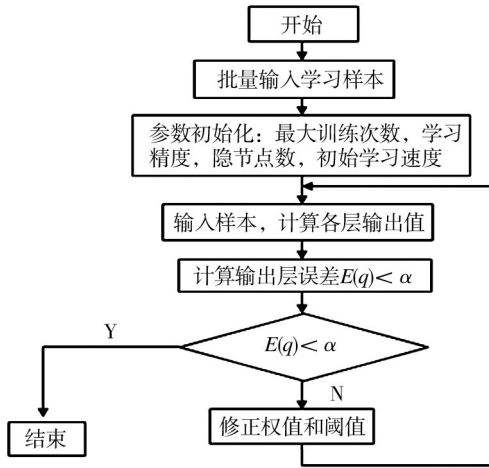


图8 BP算法流程

Fig.8 Flow chart of BP algorithm

通过观察BP神经网络不同训练过程后得到的误差范围,可以判断训练后所得到的模型的好坏。从多次训练中选择最小误差范围的模型作为后期PSO粒子群算法优化的训练模型。

2 粒子群(PSO)优化算法原理

粒子群优化算法(PSO)是由Eberhart和Kennedy^[13]于1995年提出的基于种群的随机优化技术。微粒群算法的主要设计思想是依据与进化算法和人工生命系统,运用计算机编程模拟^[13-14]。PSO算法属于众多进化算法的一种,根据随机解,通过逐步迭代寻找出最优解,通过适应度评价解的品质。PSO算法具有容易实现、精度高、收敛快等优点,在解决实际问题中具有明显的优越性。

微粒群算法在连续空间坐标系的数学描述^[15]为:设 N 表示微粒群体规模总数,每个微粒在 D 维空间中的坐标位置向量可以表示为 $\vec{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{id}, \dots, x_{iD})$,速度向量可以表示为 $\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}, \dots, v_{iD})$,微粒个体最优位置,记为 $\vec{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}, \dots, p_{iD})$,群体最优位置,记为 $\vec{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}, \dots, p_{gD})$ 。在最早期版本的微粒群算法中,个体最优位置的迭代公式^[15]为:

$$P_{i,t+1}^d = \begin{cases} x_{i,t+1}^d & \text{如果 } f(X_{i,t+1}) < f(P_{i,t}) \\ P_{i,t}^d & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

群体中的最优位置也是指个体最优位置中的最好位置,因此速度和位置迭代公式可以分别为:

$$v_{i,t+1}^d = v_{i,t}^d + c_1 \times \text{rand} \times (p_{i,t}^d - x_{i,t}^d) + c_2 \times \text{rand} \times (p_{g,t}^d - x_{i,t}^d) \quad (11)$$

$$x_{i,t+1}^d = x_{i,t}^d + v_{i,t+1}^d \quad (12)$$

通过后期研究运用发现,在优化问题中初始版本应用的效果并不好,因此提出一种新的改进算法^[16],即将惯性权重 ω 加入速度迭代公式中,速度迭代公式为:

$$v_{i,t+1}^d = \omega v_{i,t}^d + c_1 \times \text{rand} \times (p_{i,t}^d - x_{i,t}^d) + c_2 \times \text{rand} \times (p_{g,t}^d - x_{i,t}^d) \quad (13)$$

尽管这个改进后的算法与初始版本相比并没有很大地增加复杂程度,但是却大大提升了算法的性能,因此得到了广泛的推广运用。惯性权重(Inertia Weight) ω 为微粒先前速度的影响,表示微粒对当前自身运动状态的信任程度。参数 c_1 为认知学习因子,主要由微粒当前位置与自身最优位置之间的距离决定。参数 c_2 称为社会学习因子,主要由微粒当前位置与群体中全局(或局部)最优位置之间的距离决定^[15]。

3 粒子群(PSO)算法优化过程

通过BP神经网络建立近似模型,利用PSO算法对线圈结构参数进行优化。评估粒子时采用式(5)作为适应度函数。PSO的参数设置:权系数 w 为0.9、学习速率取值为1、种群大小为20、最大迭代次数为300。

PSO粒子群优化算法步骤^[13]如图9所示。

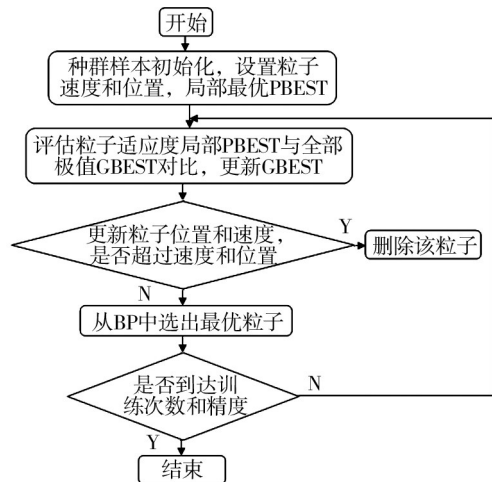


图9 改进PSO算法流程

Fig.9 The flow chart of improved PSO algorithm

通过BP人工神经网络训练得到的模型,对单个线圈参数与线圈驱动片受到的冲量进行分析。线圈

截面尺寸比例与驱动片冲量大小如图 10a 所示,线圈截面尺寸为线圈的上平面表面截面积,驱动片截面尺寸为驱动片的平面截面积,驱动片受到的冲量大小随线圈截面尺寸比值先减小,直到比值为 1.5 时后又逐渐增大,当线圈截面尺寸比值为 2.6 时达到最大值,然后下降。线圈与驱动片之间距离与驱动片受到冲量关系如图 10b 所示,线圈与驱动片距离为 1.2 mm 左右,驱动片受到的冲量达到最大值,之后呈逐步下降趋势。线圈与驱动片太近,由于趋肤效应,可能会使能量传递减少,而太远能量损失会更大,因此找到一个合适距离有利于线圈产生的能量有效地传递到驱动片上。线圈与驱动片比例与驱动片冲量的关系如图 10c 所示,可以看出线圈与驱动片比例数值为 0.5 左右时,驱动片受到的冲量达到最大值,之后呈下降趋势。线圈匝间距与驱动片冲量的关系如图 10d 所示,可以看出当匝间距为 0.8 mm 时,驱动片受到的冲量达到最大值。从图 10d 中可以看出,线圈匝间距比较小时,驱动片受到的冲量普遍比较大,当线圈匝间距达到 0.8 mm 后随着匝间距增大,驱动片受到的冲量逐渐变小。线圈缠绕的越密集,产生的电感越大,驱动片受到的电磁力也就越大,驱动片受到的冲量也就越大。

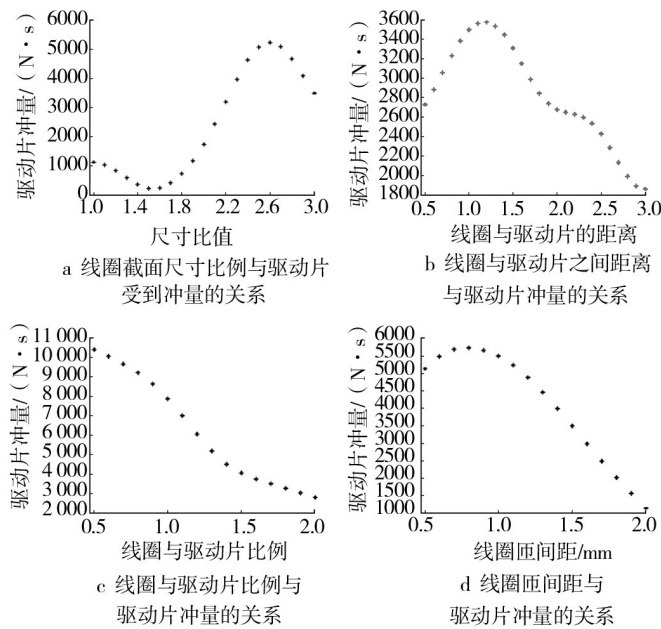


图 10 单个线圈参数与线圈驱动片受到的冲量关系

Fig.10 The relationship between single parameter of coil and impulse of driver

综合各个线圈结构参数的影响,运用 PSO 粒子群优化算法,逐代优化递推,从图 11 中可以看出,最优

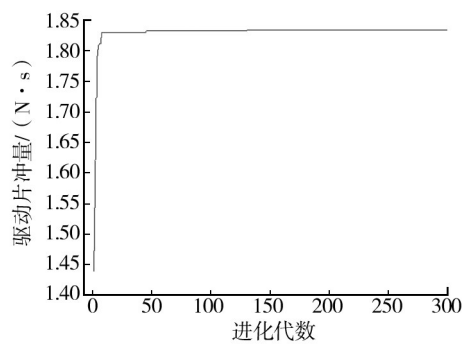


图 11 PSO 算法进化过程

Fig.11 PSO evolution algorithm

个体适应度向前推进,得到了一个趋于稳定的最优适应个体。这个个体也是所需要的最优线圈结构参数:线圈截面尺寸比例为 2.4,线圈与驱动片的距离为 1.2 mm,线圈匝间距为 0.7 mm,线圈与驱动片的比例为 0.5,作用时间为 3×10^{-4} s,这时得到的驱动片冲量为 $1.842 \times 10^4 N \cdot s$ 。

将优化后的线圈结构参数,带入 Ansys 软件进行模拟计算得到的驱动片的冲量为 $1.85 \times 10^4 N \cdot s$ 。通过比较得知这个参数结构获得的冲量比较大,和实际软件模拟结果基本吻合。通过 BP 人工神经网络建立线圈结构参数数学模型,运用 PSO 算法优化得到的结果比较符合实际。

4 结论

通过 Ansys 模拟仿真,得出了粉末电磁压制的模具工装中线圈的受力规律:增大线圈截面,增加线圈匝间距,减小线圈与驱动片之间距离,可以增加线圈受到的电磁力,从而增大驱动片受到的冲量。在实际操作过程中,不断增加线圈的电磁力,会超过线圈材料铜的许用应力,造成线圈破坏失效,因此线圈的强度也要考虑到其中。首次将线圈的结构参数引入 Matlab 软件,运用 BP 人工神经网络算法建立了驱动片冲量的数学模型,运用 PSO 优化算法对模型进行了模拟仿真优化,得到了线圈的最优结构参数:线圈截面尺寸比例为 2.4,线圈与驱动片的距离为 1.2 mm,线圈匝间距为 0.7 mm,线圈与驱动片的尺寸比例为 0.5,作用时间为 0.3 ms,这时得到的驱动片冲量为 $1.842 \times 10^4 N \cdot s$ 。再将得到的线圈结构参数运用 Ansys 软件进行模拟,证明了优化结果的可靠性。运用 PSO 粒子群优化算法可以节省模拟软件每次模拟的时间和成本,也缩小了目标,可以高效率地找到最佳的线圈参

数结构,给粉末电磁压制研究提供了理论参考意义。

参考文献:

- [1] 黄培云.粉末冶金原理[M].北京:冶金工业出版社,1982:257—260.
HUANG Pei-yun. Powder Metallurgy Principle[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 1982: 257—260.
- [2] 熊兆贤.无机材料研究方法[M].厦门:厦门大学出版社,2001:97—101.
XIONG Zhao-xian. Inorganic Materials Research Methods[M]. Xiamen: Xiamen University Press, 2001: 97—101.
- [3] WILLIAMS J D. Explosive Compaction of RSR Aluminum Powder at Queen' s University[J]. Powder Metallurgy, 2010, 29(2): 91—93.
- [4] SETHI G, MYERS N S, Randall M. German. An Overview of Dynamic Compaction in Powder Metallurgy[J]. International Materials Reviews, 2008, 53(4): 219—234.
- [5] 孟正华, 黄尚宇, 常宏, 等. 线圈及集磁器结构对陶瓷粉末电磁压制的影响[J]. 锻压技术, 2006, 31(4): 138—144.
- [6] CLYENS S, JONSON W. The Dynamic Compaction of Powdered Materials[J]. Material Science Engineering, 1977, 30: 121.
- [7] 初红艳, 费仁元, 陆辛, 等. 平板件电磁成形用线圈的设计[J]. 中国机械工程, 2004(22): 2031—2036.
CHU Hong-yan, FEI Ren-yuan, LU Xin. Design of Working Coil Used for Sheet Metal Electronic Forming[J]. The Chinese Mechanical Engineering, 2004(22): 2031—2036.
- [8] 孙伟, 黄尚宇. 电磁成形技术在粉末成形中的应用[J]. 电加工与模具, 2005(5): 62—65.
SUN Wei, HUANG Shang-yu. The Electromagnetic Forming Technology in the Application of Powder Forming[J]. Electric Processing and Mould, 2005(5): 62—65.
- [9] 舒行军, 尹海星, 黄尚宇, 等. 人工神经网络在粉末低电压电磁压制中的应用[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2002, 24(2): 16—18.
SHU Xing-jun, YIN Hai-xing, HUANG Shang-yu. Application of the Neural Network in a Low- Voltage Electromagnetic Compaction of Powder Materials[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Management and Information Engineering), 2002, 24(2): 16—18.
- [10] WILLIAMS J D. Explosive Compaction of RSR Aluminum Powder at Queen' s University[J]. Powder Metallurgy, 1986, 29(2): 91—93.
- [11] 余世浩, 赵锐敏, 李佳琪, 等. 基于多目标粒子群算法的冲压成形工艺优化[J]. 热加工工艺, 2014, 43(1): 144—147.
YU Shi-hao, ZHAO Rui-min, LI Jia-qi, et al. Process Optimization of Sheet Metal Stamping Based on Multi-objective Particle Swarm Algorithm[J]. Hot Working Technology, 2014, 43(1): 144—147.
- [12] 黄继昌. 电子元器件应用手册[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2004: 293—295.
HUANG Ji-chang. Electronic Components Used Manual[M]. Beijing: People' s Posts and Telecommunications Press, 2004: 293—295.
- [13] 刘军, 邱晓红, 汪志勇, 等. PSO粒子群算法在神经网络泛化能力中研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(29): 34—36.
LIU Jun, QIU Xiao-hong, WANG Zhi-yong, et al. Research on PSO algorithm in Neural Network Generalization[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(29): 34—36.
- [14] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Algorithm[C]. In: Proc of International Conference on Neural Networks, 1995: 1942—1948.
- [15] SHI Y, EBERHART R. A Modified Particle Swarm Optimizer [C]// In: IEEE World Congress on Computational Intelligence, 1998: 69—73.
- [16] 张燕, 汪镭, 康琦, 等. 微粒群优化算法及其改进形式综述[J]. 计算机工程与应用, 2005(2): 1—3.
ZHANG Yan, WANG Lei, KANG Qi, et al. Summary of Particle Swarm Optimization and Its Improved Algorithms[J]. Computer Engineering and Application, 2005(2): 1—3.
- [17] SHI Y, EBERHART R. C. A Modified Particle Swarm Optimizer[C]// In: Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC. Piscataway, NJ, 1998: 69—73.