

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.09.020

基于 BP 网络和 D-S 证据理论的超声检测缺陷识别

阮晴, 罗飞路, 王鹏

(国防科学技术大学机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘要: 针对目前超声检测领域缺陷识别率不高的现状, 构建基于 3 个 BP 网络和 D-S 证据理论的融合模型, 将数据融合技术应用于超声缺陷分类中。针对非稳态超声缺陷回波的特点, 分别选择离散小波变换、小波包变换及经验模式分解提取其特征值。实验结果表明, 该方法在超声缺陷分类的应用中是有效的, 缺陷识别的准确率可达 96%。

关键词: 超声缺陷识别; BP 网络; D-S 证据理论; 特征提取

中图分类号: TP274+.53 **文献标志码:** A

Flaws Identification in Ultrasonic Testing Based on BP Network and D-S Evidence Theory

Ruan Qing, Luo Feiluo, Wang Peng

(College of Electromechanical Engineering & Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: According to the state that low reliability of flaws identification at present, this paper put forward a fusion model combining by three BP networks and D-S evidence theory and applied data fusion technology into the field of ultrasonic flaws identification. Aimed at the characteristics of non-stationary ultrasonic echo-signals of flaws, wavelet packet transform, empirical module decomposition and wavelet transform were applied to feature extraction. Experiment shows that the method mentioned above has the power of effective identification, and measurement accuracy could reach 96%.

Keywords: ultrasonic identification of flaws; BP network; D-S evidence theory; feature extraction

0 引言

超声检测是当前应用十分广泛的一种无损检测方法, 其中, 对缺陷进行定性分析是超声检测的关键内容^[1]。因为缺陷识别结果的准确性很大程度上依赖于检测人员的专业知识、技术水平和工作经验等, 存在较大主观性, 导致缺陷识别问题一直未能得到彻底解决。

20 世纪 70 年代以来, 随着数据融合技术的迅速发展, 很多专家、学者提出基于数据融合的超声缺陷识别方法^[2]。在众多的数据融合方法中, 神经网络拥有独特的非线性转换能力, 从而具有数据分类功能, 被广泛应用于数据融合的超声检测智能系统中^[3]。但是对于超声缺陷的识别, 神经网络存在以下缺点: 首先, 当对缺陷回波提取的特征参数较多时, 会导致网络结构复杂, 采用的样本也不可避免地存在矛盾和随机性, 进而影响神经网络的识别效果; 其次, 无法保证网络的各项参数都选取得当, 从而难以保障网络的学习和泛化能力。为解决上述问题, 笔者构建了基于 3 个 BP 神经网络和 D-S 证据理论的超声检测缺陷分类融合模型。

1 总体介绍

D-S 证据理论是一种非常强大和灵活的处理不

确定性、不精确性和不完全性信息的数学工具, 在目标识别、故障诊断等领域得到了广泛的应用^[4]。

如同人脑中不同区域处理不同信息一样, 笔者首先将高维的特征空间分解为多个低维的特征空间, 不同类型的特征由独立的神经网络训练, 从而简化了网络结构。然后通过 D-S 证据理论对子网络的输出进行融合, 充分利用不同特征空间的信息, 提高识别的准确率。此外, 神经网络也在一定程度上弥补了 D-S 证据理论的不足。在 D-S 方面, 基本可信度分配是在专家所获证据的基础上, 根据个人经验对识别框架中不同命题的支持程度的数字化表现, 主观性很强^[4]。若将网络的输出值处理作为辨识框架上命题的基本可信度, 则更具备客观真实性。

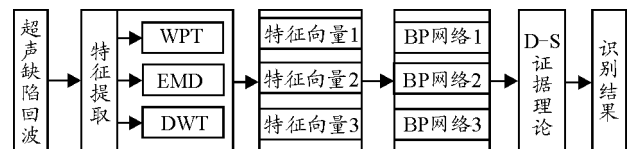


图1 超声检测缺陷分类融合模型

如图 1, 超声检测缺陷分类融合模型由缺陷信号特征提取、BP 网络创建和 D-S 融合处理 3 部分组成。对超声缺陷回波分别选择离散小波变换 (DWT)^[5]、小波包变换 (WPT)^[6]以及经验模式分解 (EMD)^[7]完成信号相应特征的提取, 得到的特征向

收稿日期: 2011-05-06; 修回日期: 2011-06-20

作者简介: 阮晴(1987—), 女, 广西人, 硕士研究生, 从事无损检测理论及其智能检测技术研究。

量 1、2 和 3 分别作为 3 个独立的 BP 网络的输入向量, 网络输出值归一化后, 经 D-S 证据理论融合处理, 最后得到决策输出。

2 超声缺陷信号的特征提取原理

超声缺陷信号为非线性非平稳信号, 因此传统的时域或频域信号处理方法无法充分提取出信号携带的信息^[8]。然而特征提取和选择是缺陷分类的前提和关键, 因此笔者基于 MATLAB 软件平台, 分别选择 DWT、WPT 以及 EMD 完成特征提取。3 种信号分解方法各有不同之处。DWT 的最大优点在于: 通过变化的尺度可以在整个频率范围内得到优化的信号时频分辨率, 其缺点是无法获得更好的高频分量; WPT 通过相同宽度不同尺度的频带分解信号, 但是信号的分解结果取决于基函数的选择, 存在较大主观性, 导致只有基函数形状相当的信号特征才能获得最佳的分解系数, 而其它的特征有可能被忽略或被屏蔽掉; EMD 分解快速有效, 但得到的 IMF 与信号本身及其采样率相关。与上述两者相比, EMD 具有小波分析的全部优点, 并且在分辨率上消除了小波分析的模糊和不清晰的缺点, 具有更准确的谱结构。但是 EMD 分解后获得的 IMF 的个数是无法控制的, 这就失去了小波分解和小波包分解中可任意确定分解层次的灵活性。

DWT、WPT 和 EMD 在信号的分解中各有优劣, 而且一种方法的劣势恰为其它方法的优势, 3 种分解方法可以相互补充, 因此利用这 3 种方法同时完成特征提取^[9-10]。步骤如图 2, 每个缺陷信号分别得到维数为 96×1, 36×1, 10×1 的特征向量 1、2、3。

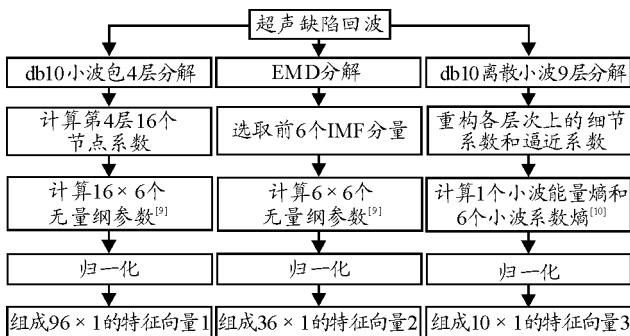


图 2 缺陷信号特征提取流程图

对于缺陷类型为平底槽、平底孔的缺陷信号截取波形及其特征向量分别如图 3、图 4, 从图中可知, 对于不同类型的缺陷, 仅凭波形几乎不可能辨别其类型, 而各自的特征向量却具有不同的峰值与波形趋势, 从而为缺陷的分类提供了可靠的基础。

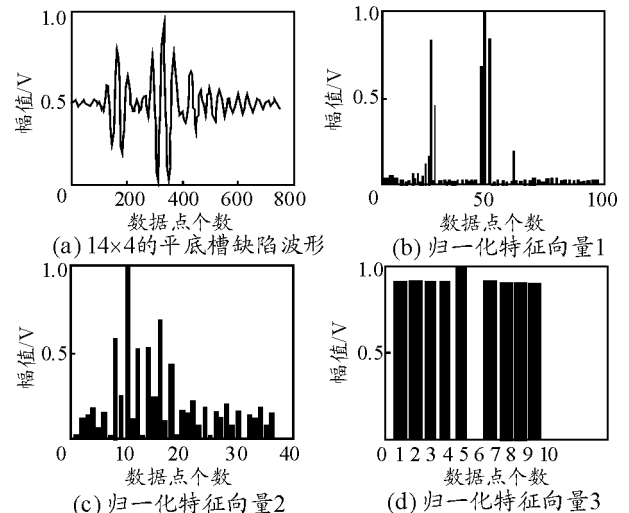


图 3 平底槽波形及其特征向量

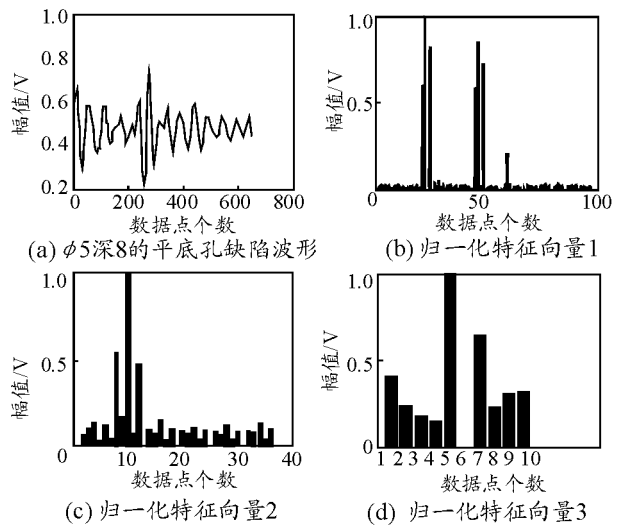


图 4 平底孔波形及其特征向量

3 BP 网络的思想及应用

神经网络特有的非线性处理能力, 在模式识别领域得到了成功的应用。目前在超声检测缺陷分类应用中, 一般采用较成熟的 BP(back propagation)神经网络。该网络除输入输出节点外, 还有多层隐含节点, 同层节点间没有耦合。输入信号通过输入节点依次穿过各隐层节点, 然后传至输出节点, 其结构如图 5。由于任何在闭区间内的一个连续函数都可以用单隐层的 BP 网络逼近, 因而一个 3 层的 BP 网络就可以完成任意的 n 维到 m 维的映射^[3]。

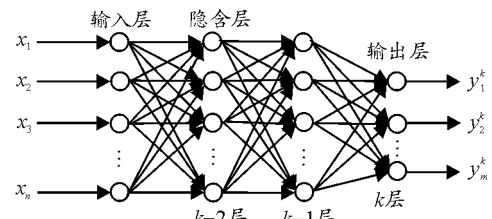


图 5 BP 网络结构

BP网络可视为从输入到输出的高度非线性映射, 即

$$F: R^n \rightarrow R^m, f(X) = Y \quad (1)$$

其中, $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, x_i 为网络的 n 个输入节点中第 i 个节点的输入值, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$, y_k 为网络的 m 个输出节点中第 k 个节点的输出值。若网络的期望输出为 $Z = [z_1, z_2, \dots, z_m]^T$, 在BP网络经正向和反向反复传播计算, 不断循环迭代后, 最终在一定标准下使网络的输出收敛到期望输出, 即 $z_i - y_i < \varepsilon$, 其中 $\varepsilon \geq 0$ 。

在超声检测缺陷分类的应用中, X 一般为超声缺陷信号的特征向量, Z 为缺陷类型的输出代码即期望输出, 如平底槽用(1,0)表示, 平底孔用(0,1)表示。

4 D-S 证据理论在超声检测缺陷识别中的应用

4.1 基本概念

Θ 表示 x 所有可能取值的一个论域集合, 且所有在 Θ 内的元素是互不相容的, 则 Θ 称为 x 的鉴别框架。本文中, x 为需要识别的缺陷类型, 如平底槽, 平底孔等, 那么 $\Theta = \{\text{平底槽}, \dots, \text{平底孔}\}$ 。

定义 1: 设 Θ 为一鉴别框架, 若函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足以下条件:

- 1) $m(\emptyset) = 0$;
- 2) $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ 。

则称 $m(A)$ 为 A 的基本概率赋值函数。其中, 对于鉴别框架 Θ 的任一子集 A , 若满足 $m(A) > 0$, 则称 A 为函数的焦元。基本概率赋值函数的构造是D-S证据理论应用的关键, 但在D-S证据理论的应用中, $m(A)$ 往往是在专家所获证据的基础上, 根据个人经验对识别框架中不同证据的支持程度的数字化表现, 主观性很强^[3]。

笔者构造的每个神经网络的输出分别经归一化后, 同样满足条件1)、2), 为克服上述缺点, 可以设想将其作为缺陷类型的基本概率赋值。

4.2 融合规则

设 m_1, m_2 分别同一鉴别框架 Θ 的基本概率赋值函数, 焦元分别为 $A_1, A_2, \dots, A_k, B_1, B_2, \dots, B_k$, 则

$$m(A) = m_1(A) \oplus m_2(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)}, \forall A \subseteq \Theta, A \neq \emptyset \\ 0, A = \emptyset \end{cases} \quad (2)$$

对于多个基本概率数的融合, 有

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{\cap_{i=1}^n A_i = A} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)}{1 - \sum_{\cap_{i=1}^n A_i = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)}, \forall A \subseteq \Theta, A \neq \emptyset \\ 0, A = \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

笔者将各个独立低维的BP网络的输出值处理, 作为辨识框架上命题的基本概率赋值, 即 $m_k(A_i)$ 为第 k 个BP网络关于缺陷类型 A_i 的可信度, 通过D-S证据理论的融合, 可以对多个网络都支持的判断进行加强, 有望消除单一特征源包含的缺陷信息的片面性和模糊性, 提高缺陷识别的准确率。

4.3 基于基本概率赋值的决策

设多个BP网络经D-S融合后有决策级输出 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, A_1, A_2, \dots, A_k , 为缺陷类型。其中, $\exists A_k, A_j \subset \Theta$, 满足

$$m(A_k) = \max\{m(A_i), A_i \subset \Theta\} \quad (4)$$

$$m(A_j) = \max\{m(A_i), A_i \subset \Theta \text{ 且 } A_i \neq A_k\} \quad (5)$$

若有

$$m(A_k) - m(A_j) > \varepsilon_1 \quad (6)$$

$$m(\Theta) < \varepsilon_2 \quad (7)$$

$$m(A_k) > m(\Theta) \quad (8)$$

则缺陷类型 A_k 即为判决结果, 其中, ε_1 和 ε_2 为预先设定的门限值, 笔者取 $\varepsilon_1 = 0.6$, $\varepsilon_2 = 0.1$ 。

5 实验

5.1 实验数据准备

实验过程中, 采用 CUT-2007 型超声波探伤仪, 选取 $\phi 20$, 2.5 MHz 的纵波直探头, 利用探伤仪提供的模拟接口连接 DS1102C 示波器以观测和存储信号, 以计算机为核心, 基于 MATLAB 软件分析平台, 构建了一个超声数据采集与分析系统, 如图 6。

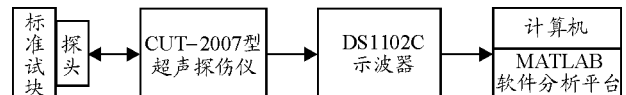


图 6 超声数据采集与分析系统

对标准试件上的 5 种人工缺陷进行超声 A 扫描回波信号采集和保存。通过改变探头位置、调节探伤仪增益, 于缺陷回波最大处重复采集 300 次, 即 300 个样本, 其中包含 60 个平底槽、60 个平底孔、60 个裂纹、60 个半通孔、60 个无缺陷样本。选取其中的 150 个为神经网络的训练样本, 剩下的 150 个分为 2 组测试样本。记录的部分缺陷类型、形状

等数据如表 1。

表 1 部分缺陷数据

类型	形状	大小/mm	深度/mm
平底槽	长方形	11×1/14×4	2/5
平底孔	圆形	Φ8/5/2	5/2/8
裂纹	线形	10×0.5	5
半通孔	圆形	Φ3/1.5	10/12
无缺陷	—	—	—

5.2 对超声缺陷回波进行特征提取

对收集到的每个样本按 1 所述, 提取得到特征向量 1、2 和 3。

5.3 创建 BP 网络并训练

3 个 BP 网络的结构如图 7。由 5.2 得到的特征向量 1、2、3 分别作为 BP 网络 1、2 和 3 的输入矢量, 其输入节点数 m 、隐含节点数 n 和输出节点数 l 分别为 96、15 和 5, 36、10 和 5、10、8 和 5, 其中, 隐含节点数的选取基于网络测试误差和训练时间的考虑。目标输出 (1,0,0,0,0)、(0,1,0,0,0)、(0,0,1,0,0)、(0,0,0,1,0)、(0,0,0,0,1) 分别表示缺陷类型平底槽、平底孔、裂纹、半通孔和无缺陷。基于 MATLAB 软件平台对网络进行训练。

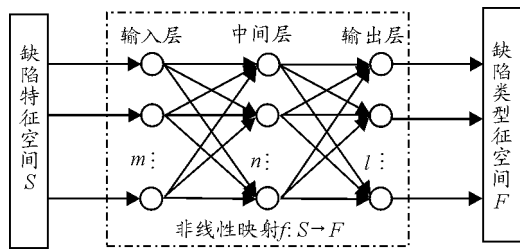


图 7 BP 网络构建图

5.4 测试 BP 网络并对其输出值作归一化处理

根据对网络的测试可知, 18.6% 的样本输出与目标输出差距大于 0.4, 可分性较差, 并且存在误判点。选取其中可分性很差的 2 个测试样本 k 和 j , 其 3 个网络的输出分别经归一化得到 m_1, m_2, m_3 和 M_1, M_2, M_3 见表 2、3, 其中 A 表示平底槽, B 表示平底孔, C 表示裂纹, D 表示半通孔, E 表示无缺陷。从表 2、3 可知, 3 个网络的输出具有不同峰值, 与目标输出差距很大, 从而无法判断其缺陷类型。

表 2 k —经网络确定的基本概率分配

网络输出	A	B	C	D	E
m_1	0.488 5	0.169 0	0.126 3	0.200 0	0.016 2
m_2	0.336 0	0.333 0	0.110 0	0.200 0	0.021 0
m_3	0.469 0	0.130 0	0.198 0	0.053 0	0.089 9

表 3 j —经网络确定的基本概率分配

网络输出	A	B	C	D	E
M_1	0.888 5	0.009 0	0.001 3	0.002 0	0.099 2
M_2	0.650 0	0.203 0	0.110 0	0.029 0	0.008 0
M_3	0.400 1	0.030 0	0.478 0	0.002 0	0.089 9

用 D-S 证据理论对由网络确定的基本概率分配作融合处理。

利用式 (2)、(3) 对表 2、3 中的数据进行融合处理, 得到数据见表 4、5。由表 4、5 可知, 融合后的基本概率分配较融合前各网络的输出都具有更好的峰值性和可分性, 对于缺陷类型 A 的可信度大大增加, 分类能力得到大幅提高。结合 4.3, 可以判断上述 2 个测试样本的缺陷类型都为 A , 即平底槽。

表 4 经由 D-S 理论融合的结果

融合网络输出	A	B	C	D	E
$m_1 \oplus m_2$	0.488 5	0.126 3	0.169 0	0.200 0	0.016 2
$m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$	0.469 0	0.130 0	0.198 0	0.053 0	0.150 0

表 5 经由 D-S 理论融合的结果

融合网络输出	A	B	C	D	E
$M_1 \oplus M_2$	0.995 1	0.003 1	0.000 2	0.000 1	0.001 5
$M_1 \oplus M_2 \oplus M_3$	0.994 4	0.002 3	0.000 1	0.002 7	0.000 5

另外, 对所有样本的测试结果进行统计, 如表 6, 经 D-S 融合后的分类结果比 3 个 BP 网络更加全面可靠, 准确率可达 96%。结果表明, 笔者提出的融合模型在超声缺陷分类的应用中是有效的。通过对单一探头多周期测量获得的关于未知缺陷特征信息的分析与综合, 能够得到对该未知缺陷更全面的、准确的分类。

表 6 融合模型测试结果

输出级	测试样本	正确个数	错误个数	准确率/%
BP 网络 1	75	65	10	86.67
BP 网络 2	75	66	9	88.00
BP 网络 3	75	67	8	89.33
D-S 融合	75	73	2	97.33

输出级	测试样本	正确个数	错误个数	准确率/%
BP 网络 1	75	66	9	88.00
BP 网络 2	75	67	8	89.33
BP 网络 3	75	64	11	85.33
D-S 融合	75	72	3	96.00

6 结束语

在超声检测缺陷识别的应用中, 基于 3 个 BP 网络和 D-S 证据理论建立的融合模型, 简化了网络结构, 降低了对网络识别效果的要求, 并有效地解决了 D-S 证据理论因基本概率赋值函数的构造而存在主观性的问题。该模型通过利用 D-S 证据理论接收 BP 网络的输出信息并进行决策融合处理, 提供了比单个网络更加准确的识别结果, 在超声检测缺陷识别领域具有广阔的发展前景。

参考文献:

[1] 美国无损检测学会. 美国无损检测手册 (超声卷) [M]. 北京: 世界图书出版公司, 1996: 28-38.

[2] 张道富, 曾燕, 周晓车, 等. 基于信息融合技术的无损检测缺陷模式识别[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(5): 449-452.

[3] Agapkin O A, Orlov Yu V, Persiantsev I G, et al. Preprocessing ultrasonic scanning data with the help of Hopfield-style neural network[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A, 2003, 50(2): 520-522.

[4] Zhu H, W'Basir O. A Scheme for Constructing Evidence Structures in Dempster-Shafer Evidence Theory for Data Fusion[C]. IEEE International Sgmsposium on Computatiunal Inlelligencer in Knbnlics and Automation, 2003, 20(3): 960-965.

[5] 陈渊. 基于小波包和概率神经网络的焊接缺陷识别[J]. 仪表技术与传感器, 2010(8): 89-92.

[6] Bettayeb F, Rached I T, Ben Bartaou I H. An improved automated ultrasonic NDE system by wavelet and neuron networks[J]. Ultrasonic, 2004(41): 853-858.

[7] 张海燕, 周全, 夏金东. 超声缺陷回波信号的小波包降噪及特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(1): 94-97.

[8] 赵永林, 刘桂雄, 周德光, 等. 应用经验模式分解法处理超声无损检测信号[J]. 现代制造工程, 2006(4): 90-92.

[9] 史玉峰, 靳奉祥. 数字信息模式识别理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 52-56.

[10] 贾勇, 何正友, 赵静. 基于小波熵和概率神经网络的配电网电压暂降源识别方法[J]. 电网技术, 2009, 33(16): 63-69.

(上接第 60 页)

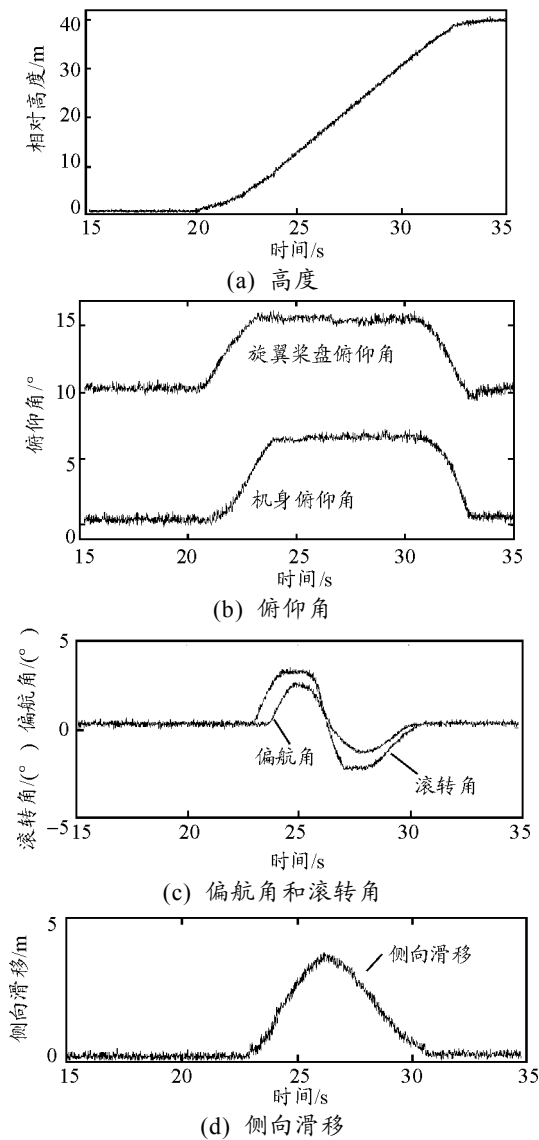


图 6 起飞过程高度、俯仰角和横侧向滑移曲线

5 结论

通过对某型无人旋翼机滑跑近地约束分析, 提

出了起飞过程纵横向通道采用地面支撑力、姿态和侧滑反馈控制, 降低了触地倾翻风险, 实现了安全平稳起飞。该研究对实现无人旋翼机完全自主飞行尤其是舰载起飞具有一定的意义。

参考文献:

[1] 陆洋, 李建波, 朱清华. 自转旋翼机配平及操纵响应特性[J]. 南京航空航天大学学报, 2008, 40(5): 577-582.

[2] Leishman J G. Development of the autogyro: a technical perspective[J]. Journal of Aircraft, 2004, 41(4): 765-781.

[3] 王焕瑾, 高正. 自转旋翼的气动优势和稳定转速[J]. 航空学报, 2001, 22(4): 337-338.

[4] 朱清华. 旋翼机总体设计的几个问题[J]. 航空科学技术, 2006(5): 29-30.

[5] Vladislav Gavrilets. Autonomous Aerobatic Maneuvering of Miniature Helicopters[D]. Massachusetts Institute of Technology, 2003.

[6] Srikanth S, Gaurav S, Sukhatme, et al. An Experimental Study of the Autonomous Helicopter Landing Problem[J]. Springer Tracts in Advanced Robotics, 2003(5): 466-475.

[7] Setlur P, Dawson D, Fang Y, et al. Nonlinear tracking control of the VTOL aircraft[C]. Proc of the 40th IEEE Conf.on Decision and Control.Orlando: IEEE Society, 2001: 4592-4597.

[8] Spanoudakis P, Tsourveloudis N C, Valavanis K P. Design specifications for an unmanned VTOL[C]. Proc. of the 2004 IEEE Int. Conf.on Robotics and Automation. New Orleans: IEEE Society, 2004: 3616-3621.

[9] 盛守照, 王道波, 姜斌, 等. 一种无人直升机自动起降控制策略[J]. 航空学报, 2010, 31(2): 363-367.

[10] 宫林. 无人机起飞与降落的控制技术[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.

[11] 朱清华. 自转旋翼飞行器总体设计关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.

[12] 王俊超. 旋翼机高速型总体方案设计研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.

[13] 吴森堂, 费玉华. 飞行控制系统[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2005.