

民航飞机健康维修管理评估系统设计仿真

丰世林

(中国民航飞行学院航空工程学院, 四川 广汉 618307)

摘要:要进行民航飞机健康管理状态评估, 难点在于获得传感器采集的基础数据, 同时在后续数据处理过程中比如健康状态特征参数提取、故障诊断算法、故障预测技术、健康管理决策等都具有很强的模糊性和不确定性。同时国内还没有自己研发的针对整个飞机系统的健康状态监测系统。针对以上问题, 提出一种层次分析法和 T-S 模糊神经网络相结合的评估模型来评估飞机的健康状态的方法。T-S 模糊神经网络系统是复杂系统建模和控制的有效工具。根据上述模型, 实时输入数据并进行实时评估并实时得到评估结果。根据评估结果分析有助于发现民航飞机健康状态的变化, 根据变化趋势及时采取相关维护措施, 具有一定的工程应用价值。

关键词:模糊神经网络; 层次分析法; 民航飞机; 健康管理

中图分类号: V221 **文献标识码:** B

The Simulation of the Civil Aircraft's Health Maintenance Management's Assessment System

FENG Shi - lin

(Aviation Engineer Institute, the Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307)

ABSTRACT: To evaluate the health management status of civil aircrafts, the difficulty lies in the basic data collected by sensors and very strong fuzziness and uncertainty in the subsequent data processing such as health status, feature extraction, fault diagnosis algorithm, and fault prediction technology. At the same time, there is no domestic research and development of the health monitoring system for entire aircraft systems. To solve above problems, an assessment method for the health status of the aircrafts is presented based on the analytic hierarchy process and the T-S fuzzy network assessment model. According to the model, the real time data are input and evaluated, and the evaluation results in real time are obtained. The state of operation health of the aircrafts is reflected by the results, and maintenance measures are timely adopted according to the results. The assessment model has certain engineering application value.

KEYWORDS: Fuzzy neural network; Analytic hierarchy process; Civil aircraft; Health management

1 引言

飞机系统健康管理在国外相对成熟, 比如波音公司 PHM 系统和空客公司 AIRMAN 系统。但在国内几乎还是空白, 仅有北京航空航天大学王少萍团队对个别系统如液压系统进行研究^[1]; 中航工业上海航空测控技术研究所对飞机机体结构健康进行监测^{[2][3]}。目前还没有国内自己研发的针

对整个飞机系统的健康状态监测系统。

完整的民航飞机健康管理系统主要步骤为数据采集、数据预处理、状态监测、故障诊断、故障预测、保障支持、数据综合显示及传输^[4]。要进行民航飞机健康管理状态评估, 难点在于首先要获得传感器采集的基础数据, 这些数据都汇集到波音公司和空客公司没有公开。另一个难点在后续数据处理过程中比如健康状态特征参数提取、故障诊断算法、故障预测技术、健康管理决策等都具有很强的模糊性和不确定性。

T-S 模糊神经网络是近年来发展起来的一个神经网络分支, 主要应用于解决模糊问题和不确定问题, 比如应用于气象预测、农业生产预测、钢铁生产预测等等^{[5][6]}。T-S 模

基金项目: 四川省教育厅重点项目(16ZA0020); 中国民航飞行学院项目(J2015-21); 中国民航飞行学院创新团队计划项目(XM2732); 2016 年中央高校教育教学改革专项基金(E20160402)

收稿日期: 2016-10-05 修回日期: 2016-11-25

糊神经网络系统将模糊逻辑与神经网络结合,同时具有模糊逻辑易于表达人类知识、神经网络分布式信息存储以及学习能力的优点,是复杂系统建模和控制的有效工具。所以,针对飞机系统的健康管理的不确定性和模糊性采用该方法来解决。

综上所述,本文提出基于层次分析法和 T-S 模糊神经网络相结合的评估模型来评估飞机的健康状态。以某型运输机航线维护各主要系统的维护数据为基础,首先利用层次分析法确定这些输入数据的权重;其次利用 T-S 模糊神经网络模型建立起该机型健康状态评估模型;然后根据该模型实时输入数据并进行实时评估,并得到评估结果。整个计算过程采用 Matlab 软件仿真。根据仿真结果实时反映该飞机的健康状态;根据仿真评估误差证实该评估模型真实有效。根据评估分析有助于发现民航飞机健康状态的变化,根据变化趋势及时采取相关维护措施,能够做到预防维修,具有一定的工程应用价值。

2 民航飞机健康状态评估系统模型

根据波音公司和空客公司的健康管理相关资料分析^[4],完整的健康管理流程主要步骤为:

- 1) 数据采集:多种传感器、据采集卡植入飞机的各个系统完成数据的采集、转换及传输。
- 2) 数据预处理:根据传感器和数据采集卡提供的数据,重新过滤筛选。
- 3) 状态监测:将预处理后的数据同期望的数据值进行比较进而判断系统的状态。
- 4) 故障诊断:根据预处理后的数据完成评估被监测系统/分系统/部件的健康状态。
- 5) 故障预测:综合利用前述各部分的数据信息,评估预测被监测系统的未来健康状态。
- 6) 保障支持:根据健康评估和预测模块的数据产生更换、维修活动的建议措施等,可在被监测系统发生故障前采取维修措施。
- 7) 数据综合显示及传输:对前述各模块的数据信息的显示;并传递给其它相关系统。

要进行民航飞机健康管理状态评估,难点在于首先要获得传感器采集的基础数据,这些数据都汇集到波音公司和空客公司没有公开。另一难点是在后续数据处理过程中比如健康状态特征参数提取、故障诊断算法、故障预测技术、健康管理决策等都具有很强的模糊性和不确定性。

模糊控制不需要建立系统精确数学模型,可以方便地应用专家知识、操作员经验等语言模糊信息,但模糊规则依靠人的经验制定,系统本身不具有自学习和自适应调整能力。人工神经网络具有非线性、自学习和自适应能力等特点,但不能表达人脑的推理功能。T-S 模糊神经网络系统将模糊逻辑与神经网络结合,利用两者的优点来解决工程上的模糊问题和不确定问题。

因此本文提出基于层次分析法和 T-S 模糊神经网络相结合的评估模型来评估飞机的健康状态。利用层次分析法确定各个系统的权重;利用模糊数学和神经网络模型来解决民航飞机健康管理评估中的模糊性和不确定性问题。

3 T-S 模糊神经网络模型

1985 年 Takagi 和 Sugeno 提出 T-S 模糊模型。根据这种模型设计出 T-S 型模糊神经网络模型,如图 1 所示^{[7]-[11]}。

T-S 型模糊神经网络模型分成前件网络和后件网络。前件网络是用来匹配模糊规则的前件,即是计算每一条模糊规则的适用度。前件网络由四层结构组成:第一层是输入层;第二层是隶属度层;第三层是适用度计算层;第四层是归一化层。后件网络是用来产生模糊规则,将前件网络模糊规则适用度与后件网络中输入的线性函数值进行加权输出。后件网络由三层结构组成:第一层是输入层;第二层是规则计算层;第三层是系统输出层,将前件网络和后件网络连接起来,计算系统的输出。

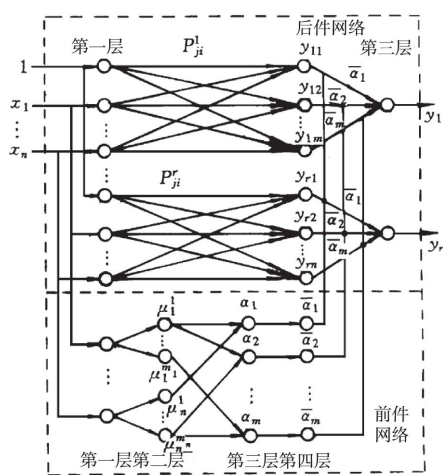


图1 T-S型模糊神经网络

首先构建合适的 T-S 模糊神经网络,本文中按照图 1 框架设计 T-S 模糊神经网络。

由于输入数据维数为 6,所以确定网络的输入节点个数为 6,确定隶属度函数个数为 12,输出节点个数为 1。构建网络结构为 6-12-1 模型。

3.1 建立 T-S 模糊模型

假设对应输入量

$$x = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_k] \quad (1)$$

首先根据模糊规则计算各输入变量隶属度

$$\mu_{A_j^i} = \exp(-(x_j - c_j^i)^2 / b_j^i) \quad (2)$$

式中, c_j^i, b_j^i 分别是隶属度函数的中心和宽度; k 为输入参数数; n 为模糊子集数。

将各隶属度进行模糊计算,采用模糊算子为连乘算子

$$\omega^i = u_{A_1}(x_1) * u_{A_2}(x_2) * \dots * u_{A_k}(x_k) \quad (3)$$

根据模糊计算结果计算模糊模型的输出值

$$y_i = \sum_{i=1}^n \omega^i (P_0^i + P_1^i x_1 + \dots + P_k^i x_k) / \sum_{i=1}^n \omega^i \quad (4)$$

3.2 T-S 模糊神经网络学习算法

1) 误差计算

$$e = \frac{1}{2} (y_d - y_c)^2 \quad (5)$$

式中, y_d 是网络期望输出, y_c 是网络实际输出; e 为期望输出和实际输出的误差。

2) 系数修正

$$p_j^i(k) = p_j^i(k-1) - \alpha \frac{\partial e}{\partial p_j^i} \quad (6)$$

$$\frac{\partial e}{\partial p_j^i} = (y_d - y_c) \omega^i / \sum_{i=1}^m \omega^i \cdot x_j \quad (7)$$

式中, p_j^i 为神经网络系数; α 为网络学习率; x_j 为网络输入参数; ω^i 为输入参数隶属度连乘积。

3) 参数修正

$$b_j^i(k) = b_j^i(k-1) - \beta \frac{\partial e}{\partial b_j^i} \quad (8)$$

$$c_j^i(k) = c_j^i(k-1) - \beta \frac{\partial e}{\partial c_j^i} \quad (9)$$

式中, b_j^i, c_j^i 分别为隶属度函数中心和宽度。

4 运算实例

根据美国航空运输协会 (Air Transport Association of America, ATA) 标准规定, 从 20-49 都是系统类, 根据参考文献 [12], 可以得到该机型各个系统故障率分布。本文选择该机型发生故障比较多的 21 章空调系统、23 章通讯系统、25 章设备装饰、32 章起落架系统、33 章灯光系统、34 章导航系统共计六个系统作为研究对象。

首先利用层次分析法确定这六个系统的权重 [14] - [16]。

①建立层次结构模型; ②构造判断矩阵; ③层次单排序, 本步有求和法, 方根法和幂法。采用幂法来计算, 幂法即判断矩阵最大特征根及其对应特征向量, 即所求的权重向量。利用 $RW = \lambda_{\max} W$ 计算权重, 其中 λ_{\max} 为 R 的最大特征根, W 为属于特征值 λ_{\max} 的特征向量, 即所求的权重向量; ④一致性检验。

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad CR = \frac{CI}{RI}$$

当 $CR \leq 0.1$ 时, 认为判断矩阵具有满意的一致性。即计算出的权重值符合要求。

表 1 各个系统的权重

21 章	23 章	25 章	32 章	33 章	34 章
0.16	0.18	0.13	0.21	0.11	0.19

其次利用 T-S 模糊神经网络模型建立起该机型健康状态评估模型。然后根据该模型实时输入数据并进行实时评估, 并得到评估结果。最后根据评估结果反应飞机运行的健

康状态。

4.1 基础数据的获取

根据国内某民航航空公司提供的从 2011 年 1 月 1 日到 2015 年 12 月 31 日共 20 架相同机型飞机的航线维护数据作为基础数据。

本文以某型运输机航线维护各主要系统的维护数据为基础。因为在航空维修管理中, 只要发生了故障进行了维修, 航空公司都要做相应的记录, 所以很容易找到现成的原始数据 [11] [12]。

因为单个飞机的基础数据较少, 分析起来没有太大意义。所以本文以全部机队 20 架相同机型飞机数据一起来分析整个机队的健康状态, 同时由于整个机队每一天的数据也不是很多, 所以以月作为时间单位来分析整个机队的健康状态。因此本文总共采集了 5 年 (2011 年 1 月 - 2015 年 12 月) 共 60 组数据进行分析。在这 60 组数据中, 分别采用 30 + 30、36 + 24、42 + 18、48 + 12、54 + 6 的组合进行训练和预测。根据第一个加数作为训练数据的个数建立 T-S 模糊神经网络模型。并通过建立的训练模型来预测以第二个加数作为预测个数的预测结果。由于计算工作量大, 本文以 36 + 24 组合作为实例来分析。以下是按照 36 + 24 组合进行分析的过程。

4.2 建立 T-S 模糊模型

在仿真过程中涉及数据比较多, 限于篇幅限制, 表中数据均列出一部分。

1) 获得训练用基础数据

根据采集的 60 组数据, 前 36 组维护数据 (2011 年 1 月 - 2013 年 12 月) 作为训练用基础数据, 后 24 组维护数据 (2014 年 1 月 - 2015 年 12 月) 作为测试用基础数据。训练用基础数据如表 2 所示。

表 2 训练用基础数据

序号	21 章	23 章	25 章	32 章	33 章	34 章
11 年 1 月	29	30	8	33	57	32
2 月	10	35	7	32	28	23
3 月	15	56	14	28	75	36
4 月	27	34	10	32	43	27
5 月	15	59	7	36	78	23
6 月	45	33	5	48	48	25
...

训练用输入数据根据训练用基础数据矩阵乘以权重向量得到, 即得到式 (1) 的训练用基础数据。训练输出数据以最右侧一列各个时间节点训练用输入数据的总和。

2) 计算各输入变量隶属度

根据式 (2) 得到各个输入变量的隶属度。隶属度值为 6X12 矩阵, 如下式所示。

0.1849	0.0009	0.9580	0.0073	...
0.0658	0.0542	0.0875	0.7852	...
0.0473	0.0129	0.0001	0.0847	...
0.1990	0.6961	0.0117	0.8401	...
0.0002	0.2568	0.0001	0.2493	...
0.0001	0.2124	0.0011	0.0001	...

3) 将各隶属度进行模糊计算

根据式(3)进行各隶属度的模糊计算,采用模糊算子为连乘算子,模糊计算结果为1X12矩阵,如下式所示

[1.05E-13 2.51E-8 1.82E-99 7.53E-10 ...]

4) 计算模糊模型的输出值

根据式(4),利用模糊计算结果计算模糊模型的输出值。模糊模型输出值也是1X12矩阵,如下式所示

[-0.1374 -0.0586 -0.1374 -0.1374 ...]

4.3 T-S模糊神经网络训练

1) 训练误差计算

根据式(5),进行模糊神经网络的误差计算,计算结果为1X36矩阵,如下式所示

[0.0023 0.0586 -0.0229 0.0335 ...]

P系数修正

根据式(6)和式(7)进行p系数修正,计算结果为一个12X1矩阵,如下式所示

[2.36E-13 4.54E-13 1.23E-53 2.51E-13 ...]

3) b系数修正

根据式(8)和进行b系数修正,计算结果为一个12X6矩阵,如下式所示

4.42E-14	2.98E-14	2.62E-14	...
1.10E-12	2.24E-13	9.25E-14	...
4.01E-55	1.75E-54	3.69E-51	...
...

4) c系数修正

根据式(9)和进行c系数修正,计算结果为一个12X6矩阵,如下式所示

-5.47E-14	-4.50E-14	-4.21E-14	...
-3.81E-13	-1.72E-13	-1.10E-13	...
-1.19E-54	-2.46E-54	-1.14E-52	...
...

上述过程为神经网络的训练过程,为避免死循环还要设置神经网络的训练次数,本文设置训练次数为100次。等训练好了,就可以用训练好的神经网络进行数据的测试,输入测试数据就可以直接输出测试结果。测试的过程和训练的过程类似,所以测试的过程就不再重复。

由于上述计算过程比较复杂,所以采用Matlab编程来实

现。计算结果如表3所示。

表3 训练结果

期望输出(y_d)	-0.5384	-1	-0.2393	...
实际输出(y_c)	-0.5495	-0.9864	-0.2364	...
误差($y_d - y_c$)	0.0111	-0.0136	-0.0029	...

4.4 Matlab仿真结果分析

在本例中,飞机的健康状态分为2个等级,健康和亚健康。当健康指数在[-0.8, +0.8]之间时,属于健康状态,此时飞机各个系统运行情况好,发生故障的可能性很小;当健康指数在[-1, -0.8]或者在[+0.8, +1]之间时,属于亚健康。在亚健康状态虽然飞机各个系统运行指标合格,但任然有发生故障的可能性,这时候需要引起机务维护人员注意,进行重点处理。当健康指数绝对值接近0.8时进入预警状态,当健康指数绝对值接近1.0时处于报警状态^[1]。

根据图2至图5的训练结果和测试结果,当健康状态指数绝对值接近0.8触发预警,当健康状态指数绝对值接近1.0触发报警。提醒机务维护人员这时候的研究对象处于亚健康状态。根据健康状态的变化趋势及时采取相关维护措施。

根据训练数据得到的训练结果如图2所示,预警/报警位置如图2所示。

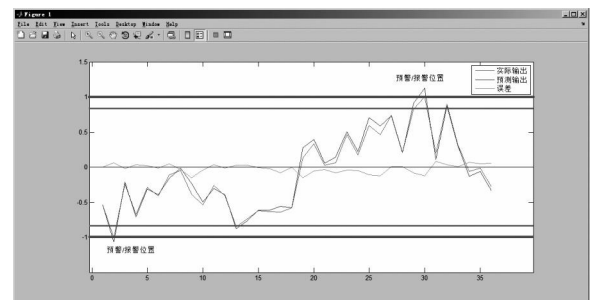


图2 T-S模糊神经网络训练结果

训练误差百分比正常情况下都小于5%,满足工程上误差小于5%的要求。如图3所示。

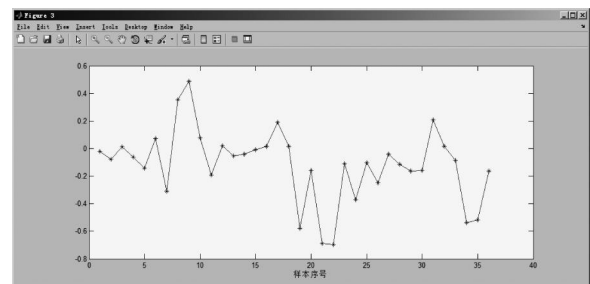


图3 T-S模糊神经网络训练误差百分比

根据测试数据得到的测试结果如图4所示,预警/报警

位置如图 4 所示。

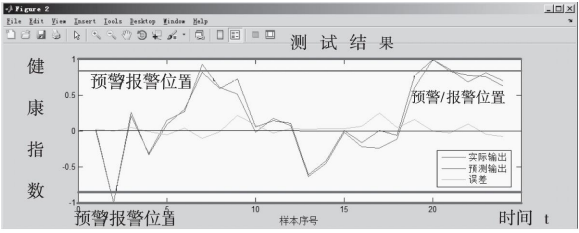


图 4 T-S 模糊神经网络测试结果
测试误差百分比正常情况下都小于 5%，如图 5 所示。

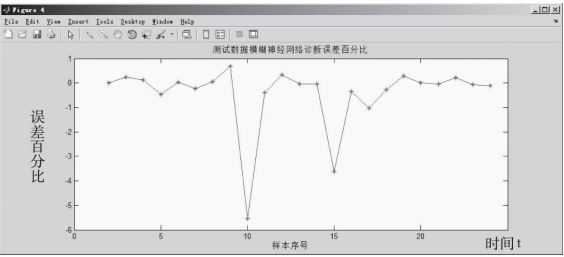


图 5 T-S 模糊神经网络测试误差百分比

4.6 Matlab 仿真误差分析

根据前文所述，本文总共采集了 5 年共 60 组数据进行分析。在这 60 组数据中，分别采用 30 + 30、36 + 24、42 + 18、48 + 12、54 + 6 的组合进行训练和预测。每一种组合都要进行误差分析，这样才能更好的证明本评估模型的正确性。

本文中，采用数理统计里面提供的方法进行误差分析，首先计算训练数据和训练结果的相关系数，然后计算训练数据和训练结果误差的方差和均方差。计算相关公式如下：

相关系数计算公式为

$$r_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

均方差计算公式为

$$\sigma = \sqrt{\frac{e_1^2 + e_2^2 + \dots + e_n^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}}$$

方差为均方差的平方，根据计算得到各组组合情况下的相关系数、方差和均方差如表 4 所示。根据表 4 可以看出：

表 4 各种组合情况下测试误差分析

	30 + 30	36 + 24	42 + 18	48 + 12	54 + 6
相关系数 r_{XY}	0.992277	0.993982	0.994097	0.995232	0.997193
方差 σ^2	0.007554	0.006723	0.005777	0.003314	0.002244
均方差 σ	0.08691	0.08199	0.076005	0.057564	0.047373

训练数据越多，训练数据和训练结果之间的相关系数就越大，同时方差和均方差越小。训练结果越接近于实际工作

情况。根据训练结果误差分析证明本文建立的基于维修信息驱动的民用飞机健康评估系统正确有效。

5 结论

本文根据航线运输机的维护数据建立起基于层次分析法和 T-S 模糊神经网络相结合的飞机健康状态实时评估模型，并利用 Matlab 软件进行仿真。根据仿真结果及仿真误差分析可以看出，基于层次分析法和 T-S 模糊神经网络相结合的评估模型系统能较好的反应民用飞机的健康状况。采集的训练数据越多，训练出来的神经网络系统就越精确，而预测的误差也越小。本评估模型系统可以满足实时评估的基本要求，实时输入数据，实时输出结果。根据评估结果有助于发现民航飞机健康状态的变化趋势，根据变化趋势及时采取相关维护措施，真正做到预防维修，具有一定的工程应用价值。

参考文献：

[1] 王少萍. 大型飞机机载系统预测与健康关键管理技术 [J]. 航空学报, 2014 - 6: 1459 - 1472.

[2] 莫固良, 汪慧云, 李兴旺, 单添敏. 飞机健康监测与预测系统的发展及展望 [J]. 振动、测试与诊断, 2013 - 12: 925 - 930.

[3] 王兰, 郭迎清. 基于 T-S 模糊神经网络的涡扇发动机加速控制 [J]. 计算机仿真, 2010 - 2: 26 - 29.

[4] 马宁, 吕琛. 飞机故障预测与健康管理体系研究 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2009 - 8, 37: 207 - 209.

[5] 齐昕, 刘嘉夫. 基于 T-S 模糊神经网络模型对西部村镇集雨窖水水质的评价研究 [J]. 节水灌溉, 2015, (3): 28 - 34.

[6] 姜滨, 孙丽萍, 曹军, 季仲致. GA 优化 T-S 模糊神经网络的干燥窑温湿度控制器设计 [J]. 实验室研究与探索, 2015 - 11: 54 - 59.

[7] 王大虎, 王敬冲, 史艳楠, 陈文博. 基于模糊神经网络的矿井提升机故障诊断研究 [J]. 计算机仿真, 2015 - 10, 32 (10): 345 - 349.

[8] 赵亚琴. 基于模糊神经网络的火灾识别算法 [J]. 计算机仿真, 2015 - 2, 32 (2): 369 - 373.

[9] 陈梦樵. 基于 T-S 模糊神经网络的飞机防滑刹车系统研究 [D]. 中南大学硕士论文, 2014 - 5.

[10] 孙增圻, 徐红兵. 基于 T-S 模型的模糊神经网络 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 1997, 37: 76 - 80.

[11] 崔建国, 等. 飞机液压系统健康状态综合评估技术研究 [J]. 控制工程, 2014 - 5, 21 (3): 446 - 449.

[12] 丰世林. B737NG 航线维护故障模式影响及危害性分析 [J]. 中国民航飞行学院学报, 2011 - 9: 19 - 21.

[13] 王小川, 史峰, 郁磊, 李洋. MATLAB 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013 - 8: 288 - 298.

[14] 凡勇. 层次分析法在飞机维修不安全事件影响因素评价中的应用 [J]. 航空维修与工程, 2012 - 1: 91 - 93.

(下转第 171 页)

实验五,图9为在不同数目的信号混合时,相对频偏对该分离算法的影响。相对频偏分别为 $f_1 = 0\text{Hz}$, $f_2 = 1000\text{Hz}$, $f_3 = 2000\text{Hz}$ 。从图中可以看出当混合信号数目相同时,频偏越大,分离效果越好。

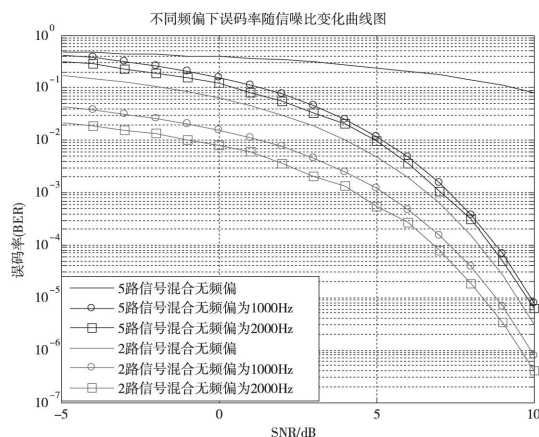


图9 不同频偏下误码率随信噪比变化图

5 结论

本文提出了一种结合改进 EMD、KL 散度和 FastICA 的单通道信号分离算法。该算法通过对信号进行极值点对称延拓克服了端点效应,并通过计算 KL 散度值去除了 IMF 分量中的“虚假分量”。仿真结果表明,在混合信号数目相同的情况下,本文算法分离效果较之传统 EMD 算法更好,分离后信号与源信号的相似系数可以达到 0.97。但是,本文算法计算量较大,仿真时间较长,因此还需进一步研究。

参考文献:

- [1] 方婷,马社祥,孟鑫. 星载 AIS 信号的非相干检测 [J]. 计算机仿真. 2013,30(11):177-181.
- [2] W A Gardner. Cyclic wiener filtering: theory and method [J]. Communications, IEEE Transactions on. 1993,41(1):151-163.
- [3] B Mijovic, et al. Source separation from single-channel recordings by combining empirical-mode decomposition and independent

component analysis [J]. Biomedical Engineering, 2010, 57(9): 2188-2196.

- [4] K Liu, et al. Single channel blind separation of co-frequency MPSK signals [J]. Proc. Commun. Internet, and Inform. Technology, 2006:42-46.
- [5] S Tu, H Zheng, N Gu. Single-channel blind separation of two QPSK signals using per-survivor processing [C]. IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems (APCCAS), 2008:473-476.
- [6] 林丽,周霆,余轮. EMD 算法中边界效应处理技术 [J]. 计算机工程, 2009,35(23):265-268.
- [7] Guo Yina, Ganesh R Naik, Hung Nguyen. Single channel blind separation based local mean decomposition for biomedical applications [C]. 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2013:6812-6815.
- [8] Nasser Mourad, Rami K Niazy. Automatic correction of eye blink artifact in single channel EEG recording using EMD and Omp [J]. Departement of Electrical Engineering, 2013:1-5.
- [9] Seyyed Reza Sharafinezhad, Mohammad Eshghi, Habib Alizadeh. Single-channel audio source separation using adaptive EEMD and local margin spectrum [C]. 20th Iranian Conference on Electrical Engineering, 2012:1403-1408.
- [10] Miao Sheng, Hou Jingyu, Yao Shaowen. Mixing vector construction for single channel semi-blind source separation using empirical mode decomposition [C]. IEEE International Conference on Signal Processing, 2014:22-27.
- [11] 李智明. 基于改进 FastICA 算法的混合语音信号分离 [J]. 上海:上海交通大学出版社, 2015.

[作者简介]

范菲菲(1990-),女(汉族),山东省济宁市人,硕士研究生,主要研究领域为通信信号处理,移动通信。



马社祥(1962-),男(汉族),甘肃人,教授,博士研究生导师,主要研究领域为通信信号处理。

孟鑫(1981-),男(汉族),天津市人,讲师,硕士研究生,主要研究领域为移动通信。

(上接第 35 页)

- [15] 李书明,杨璐,但敏. 基于模糊层次分析法的飞机空调系统健康管理 [J]. 航空维修与工程, 2011-5:81-84.
- [16] 杨绪刚,余芬,刘磊. 基于层次分析法的飞机大修效率影响因素分析 [J]. 飞机设计, 2013-6,33(3):39-42.

[作者简介]

丰世林(1976-),男(汉族),四川泸州人,副教授,硕士生导师,主要研究领域为民用飞机系统故障诊断技术,航空维修质量管理。

