http://myfj.cnjournals.com myfj_sadri@163.com (021)20866796

**DOI**: 10.19416/j.cnki.1674-9804.2023.04.003

# 基于机器学习的 FDR MoC6 试验数据分析方法

严淑芹* 王 伟

(上海飞机设计研究院,上海 201210)

**摘 要**: MoC6 适航符合性验证试飞是民用飞机取证过程重要的必需条件。飞行数据记录仪(FDR)的 MoC6 试验有一项内容是:飞机试飞结束后,下载飞行数据记录器(FDR)记录的数据,并与飞行试验测试设备(FTI)采集的数据进行比对,以判断 FDR 记录数据是否准确。将其他型号飞机的 FDR 科目 MoC6 试验的分析结果用机器学习方法训练得出闵可夫斯基距离参数 p 值(1.8)、阈值(2.05),然后计算本型号飞机的 FDR 数据和 FTI 数据的闵可夫斯基距离、判断该距离是否超过阈值,以判断 FDR 记录的参数值变化与 FTI 的记录是否一致,即判断 FDR 记录数据是否准确。实现将 FDR 与 FTI 记录不一致的参数都找出来,即实现了召回率 100%。

**关键词**: 飞行数据记录仪(FDR);MoC6;机器学习;闵可夫斯基距离

**中图分类号**: TN915 **文献标志码**: A **OSID**:

## 0 引言

符合性验证是指采用各种验证手段,以验证的结果证明所验证的对象是否满足民用飞机适航条例的要求。MoC6 的符合性验证方法是试飞。该方法是通过飞机在飞行中进行适当的试验来验证有关设计对于相应适航要求的符合性。

## 1 某型飞机飞行数据记录系统试飞试验

本试验的测试对象为飞行数据记录系统。

某型飞机飞行数据记录系统表明符合性试飞按照飞行数据记录系统合格审定试飞大纲的操作程序及各项要求执行。

飞行数据记录系统表明符合性试飞主要分为以下几项测试:

1) 飞行数据记录器(简称 FDR)飞行前测试;

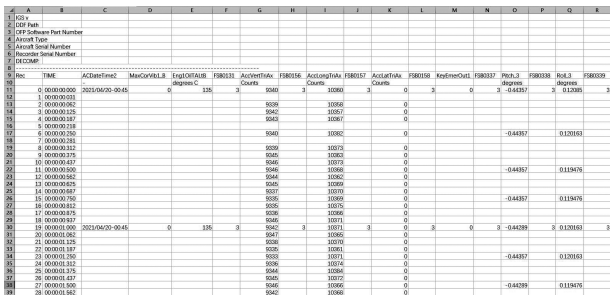
2) 飞行过程中,飞行员观察飞行数据记录系统与机上其他系统有无相互干扰现象;

3) 飞行后下载 FDR 记录的数据,进行解析,并通过与飞行试验测试设备(简称 FTI)采集的数据进行比对,通过数据分析,检查数据记录的正确性。

## 2 方案研究与实施

### 2.1 数据准备

飞机试飞结束后,可获得的 FDR 数据如图 1 所示。



| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | O | P | Q | R |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | FGI v | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | DDF Path | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 3 | DFP Software Part Number | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 4 | Aircraft Type | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 5 | Aircraft Serial Number | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 6 | Recorder Serial Number | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 7 | DECOMP | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 8 | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 9 | Rec | TIME | ACDateTime2 | MaxCorVibL8 | EngLOilTAIB | FSB0131 | AccVertTrAx | FSB0156 | AccLongTrAx | FSB0157 | AccLatTrAx | FSB0158 | KeyEmerOut1 | FSB0337 | Pitch_3 | FSB0338 | Roll_3 | FSB0339 |
| 10 | | | | | degrees C | | Counts | | Counts | | Counts | | | | degrees | | degrees | |
| 11 | 0 | 00:00:00.000 | 2021/04/20-00:45 | 0 | 135 | 3 | 9340 | 3 | 10060 | 3 | 0 | 3 | 0 | 3 | -0.44357 | 3 | 0.12035 | 3 |
| 12 | 1 | 00:00:00.031 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 13 | 2 | 00:00:00.062 | | | | | 9339 | | 10058 | | 0 | | | | | | | |
| 14 | 3 | 00:00:00.125 | | | | | 9342 | | 10057 | | 0 | | | | | | | |
| 15 | 4 | 00:00:00.187 | | | | | 9343 | | 10067 | | 0 | | | | | | | |
| 16 | 5 | 00:00:00.218 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 17 | 6 | 00:00:00.250 | | | | | 9340 | | 10082 | | 0 | | | | -0.44357 | | 0.120163 | |
| 18 | 7 | 00:00:00.281 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 19 | 8 | 00:00:00.312 | | | | | 9339 | | 10073 | | 0 | | | | | | | |
| 20 | 9 | 00:00:00.375 | | | | | 9345 | | 10063 | | 0 | | | | | | | |
| 21 | 10 | 00:00:00.437 | | | | | 9346 | | 10073 | | 0 | | | | | | | |
| 22 | 11 | 00:00:00.500 | | | | | 9346 | | 10068 | | 0 | | | | -0.44357 | | 0.119476 | |
| 23 | 12 | 00:00:00.562 | | | | | 9344 | | 10062 | | 0 | | | | | | | |
| 24 | 13 | 00:00:00.625 | | | | | 9345 | | 10069 | | 0 | | | | | | | |
| 25 | 14 | 00:00:00.687 | | | | | 9337 | | 10070 | | 0 | | | | | | | |
| 26 | 15 | 00:00:00.750 | | | | | 9335 | | 10069 | | 0 | | | | -0.44357 | | 0.119476 | |
| 27 | 16 | 00:00:00.812 | | | | | 9335 | | 10075 | | 0 | | | | | | | |
| 28 | 17 | 00:00:00.875 | | | | | 9338 | | 10066 | | 0 | | | | | | | |
| 29 | 18 | 00:00:00.937 | | | | | 9345 | | 10071 | | 0 | | | | | | | |
| 30 | 19 | 00:00:01.000 | 2021/04/20-00:45 | 0 | 135 | 3 | 9342 | 3 | 10071 | 3 | 0 | 3 | 0 | 3 | -0.44289 | 3 | 0.120163 | 3 |
| 31 | 20 | 00:00:01.062 | | | | | 9347 | | 10065 | | 0 | | | | | | | |
| 32 | 21 | 00:00:01.125 | | | | | 9338 | | 10070 | | 0 | | | | | | | |
| 33 | 22 | 00:00:01.187 | | | | | 9335 | | 10061 | | 0 | | | | | | | |
| 34 | 23 | 00:00:01.250 | | | | | 9333 | | 10071 | | 0 | | | | -0.44357 | | 0.120163 | |
| 35 | 24 | 00:00:01.312 | | | | | 9336 | | 10074 | | 0 | | | | | | | |
| 36 | 25 | 00:00:01.375 | | | | | 9344 | | 10084 | | 0 | | | | | | | |
| 37 | 26 | 00:00:01.437 | | | | | 9345 | | 10072 | | 0 | | | | | | | |
| 38 | 27 | 00:00:01.500 | | | | | 9346 | | 10066 | | 0 | | | | -0.44289 | | 0.119476 | |
| 39 | 28 | 00:00:01.562 | | | | | 9342 | | 10068 | | 0 | | | | | | | |

图 1 飞机试飞后的 FDR 数据

可见,数据表格前 8 行是飞机的型号等相关信息,第 9 行是要研究的参数的名称,第 10 行是参数

* 通信作者. E-mail: yanshuqin@comac.cc

**引用格式**: 严淑芹,王伟. 基于机器学习的 FDR MoC6 试验数据分析方法[J]. 民用飞机设计与研究,2023(4):14-21. YAN SQ,WANG W. FDR MoC6 experimental data analysis method based on machine learning[J]. Civil Aircraft Design and Research,2023(4):14-21(in Chinese).

数据对应的单位。第 11 行开始,是飞机试飞期间采集到的参数的数据。不同参数的采样率不一样。有的参数如 Eng1OilTALtB,每秒采集一次数据;有的参数如 Pitch_3,每 250 ms 采集一次数据。FDR 记录时间 TIME 和 ACDateTime2 使用的是格林尼治标准时间。

FTI 记录的数据如图 2 所示。

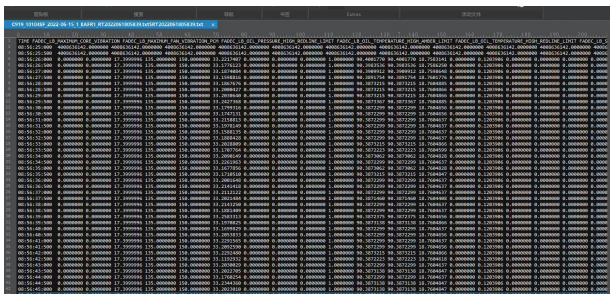
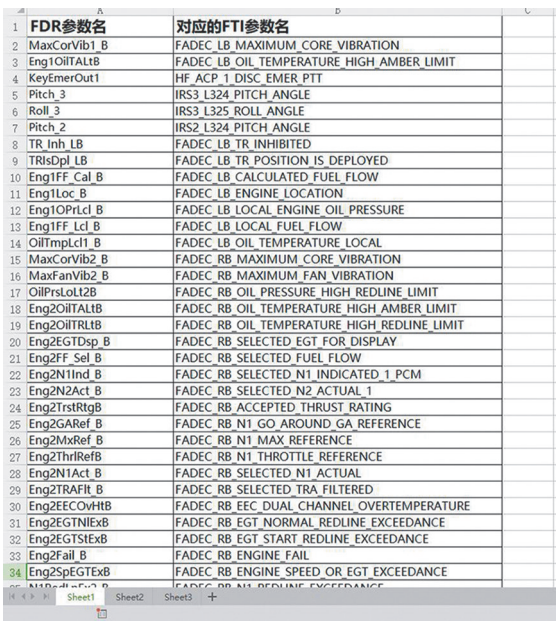


图 2　飞机试飞后的 FTI 数据

数据格式为 csv 格式,第一行为参数名,第二行开始是参数对应的各个时刻的值。FTI 记录的时间 TIME 是东八区时。

同一信号在 FDR 中的参数名与在 FTI 中的参数名不一样,但是有着一一对应的关系,如图 3 所示。



| FDR参数名 | 对应的FTI参数名 |
|---|---|
| MaxCorVib1_B | FADEC_LB_MAXIMUM_CORE_VIBRATION |
| Eng1OilTALtB | FADEC_LB_OIL_TEMPERATURE_HIGH_AMBER_LIMIT |
| KeyEmerOut1 | HF_ACP_1_DISC_EMER_PTT |
| Pitch_3 | IRS3_L324_PITCH_ANGLE |
| Roll_3 | IRS3_L325_ROLL_ANGLE |
| Pitch_2 | IRS2_L324_PITCH_ANGLE |
| TR_Inh_LB | FADEC_LB_TR_INHIBITED |
| TRIsDpl_LB | FADEC_LB_TR_POSITION_IS_DEPLOYED |
| Eng1FF_Cal_B | FADEC_LB_CALCULATED_FUEL_FLOW |
| Eng1Loc_B | FADEC_LB_ENGINE_LOCATION |
| Eng1OPrLcl_B | FADEC_LB_LOCAL_ENGINE_OIL_PRESSURE |
| Eng1FF_Lcl_B | FADEC_LB_LOCAL_FUEL_FLOW |
| OilTmpLcl1_B | FADEC_LB_OIL_TEMPERATURE_LOCAL |
| MaxCorVib2_B | FADEC_RB_MAXIMUM_CORE_VIBRATION |
| MaxFanVib2_B | FADEC_RB_MAXIMUM_FAN_VIBRATION |
| OilPrsLoLt2B | FADEC_RB_OIL_PRESSURE_HIGH_REDLINE_LIMIT |
| Eng2OilTALtB | FADEC_RB_OIL_TEMPERATURE_HIGH_AMBER_LIMIT |
| Eng2OilTRLtB | FADEC_RB_OIL_TEMPERATURE_HIGH_REDLINE_LIMIT |
| Eng2EGTDsp_B | FADEC_RB_SELECTED_EGT_FOR_DISPLAY |
| Eng2FF_Sel_B | FADEC_RB_SELECTED_FUEL_FLOW |
| Eng2N1Ind_B | FADEC_RB_SELECTED_N1_INDICATED_1_PCM |
| Eng2N2Act_B | FADEC_RB_SELECTED_N2_ACTUAL_1 |
| Eng2TrstRtgB | FADEC_RB_ACCEPTED_THRUST_RATING |
| Eng2GARef_B | FADEC_RB_N1_GO_AROUND_GA_REFERENCE |
| Eng2MxRef_B | FADEC_RB_N1_MAX_REFERENCE |
| Eng2ThrlRefB | FADEC_RB_N1_THROTTLE_REFERENCE |
| Eng2N1Act_B | FADEC_RB_SELECTED_N1_ACTUAL |
| Eng2TRAFlt_B | FADEC_RB_SELECTED_TRA_FILTERED |
| Eng2EECOvHtB | FADEC_RB_EEC_DUAL_CHANNEL_OVERTEMPERATURE |
| Eng2EGTNlExB | FADEC_RB_EGT_NORMAL_REDLINE_EXCEEDANCE |
| Eng2EGTStExB | FADEC_RB_EGT_START_REDLINE_EXCEEDANCE |
| Eng2Fail_B | FADEC_RB_ENGINE_FAIL |
| Eng2SpEGTExB | FADEC_RB_ENGINE_SPEED_OR_EGT_EXCEEDANCE |

图 3　FTI 参数与 FDR 参数一一对应示意图

## 2.2　方案研究

### 2.2.1　闵可夫斯基距离

闵可夫斯基距离(Minkowski distance)是衡量数值点之间距离的一种常见方法。

两个 n 维变量 a($x_{11}, x_{12}, \ldots, x_{1n}$)与 b($x_{21}, x_{22}, \ldots, x_{2n}$)间的闵可夫斯基距离定义为:

$$d_{12} = \sqrt[p]{\sum_{k=1}^{n} |x_{1k} - x_{2k}|^{p}} \tag{1}$$

其中 $p$ 是一个变参数。

当 $p=1$ 时,就是曼哈顿距离;

当 $p=2$ 时,就是欧氏距离;

当 $p \to \infty$ 时,就是切比雪夫距离。

根据对其他飞机型号的 FDR MOC6 试验数据和结果的机器学习,发现 $p$ 值取 1.8 时的精确率和召回率最高。所以,本实践中的闵可夫斯基距离定义为:

$$d_{FDR-FTI} = \sqrt[1.8]{\sum_{k=1}^{n} |x_{\mathrm{DFR}k} - x_{\mathrm{FTI}k}|^{1.8}} \tag{2}$$

### 2.2.2　数据分析流程

程序处理数据的顺序为:

第一步:读取 FDR 数据文件和 FTI 数据文件。

第二步:对读取的数据进行数据清洗:把 FDR 数据文件的前 8 行和第 10 行信息去掉,把 FTI 数据的 TIME 转换成格林尼治标准时间。

第三步:设定起始时间(一般为飞机起飞时间)和结束时间(一般为飞机着陆时间),在该时间段内均匀插入 5 000 个时间点。

第四步:将 5 000 个时间点插值到 FDR 数据的每个参数的(时间点,数据值)里,获得 5 000 个(时间点,数据值);同样步骤,获得 FTI 数据的每个参数的 5 000 个(时间点,数据值)。

第五步:计算一对参数(FDR 文件里的参数与 FTI 文件里的参数)的闵可夫斯基距离。

第六步:判断闵可夫斯基距离是否大于 2.05。若大于 2.05,则 FDR 记录的该参数值变化与 FTI 记录的不一致;若不大于 2.05,则 FDR 记录的该参数值变化与 FTI 记录的一致。

每组参数及其对应的数据在程序中的处理顺序如图 4 所示。

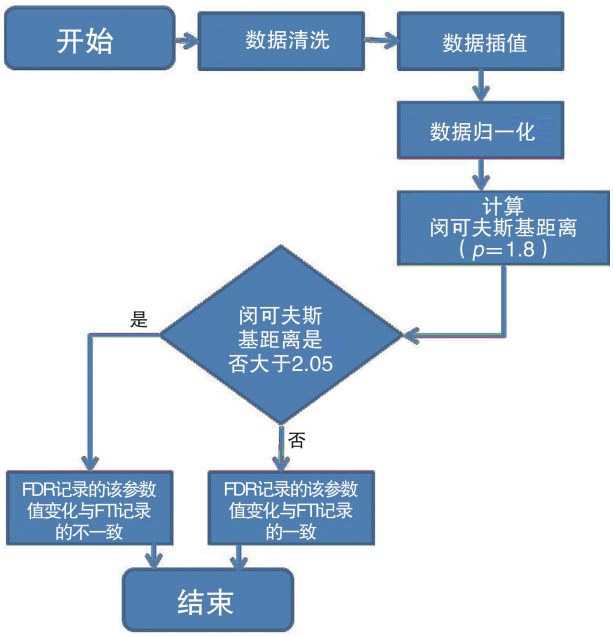



图 4　数据处理流程

其中,闵可夫斯基距离的参数 $p$ 值 1.8、闵可夫斯基距离的阈值 2.05,是通过对其他型号的 FDR MoC6 试验数据和结果进行机器学习得到的。

## 3　结果分析

### 3.1　数据统计说明

#### 3.1.1　混淆矩阵

混淆矩阵是机器学习中总结分类模型预测结果的情形分析表,由如下两个维度构成:样本的实际标签和样本被模型预测出来的标签,如表 1 所示。

表 1　混淆矩阵

| | 预测为正样本 | 预测为负样本 |
|---|---|---|
| 实际为正样本 | True Positive(TP) | False Negative(FN) |
| 实际为负样本 | False Positive(FP) | True Negative(TN) |

在这两个维度下交织成四个可能的情况:

1) 实际为正样本且预测为正样本:True Positive (TP)。

2) 实际为负样本而预测为正样本:False Positive (FP)。

3) 实际为正样本而预测为负样本:False Negative (FN)。

4) 实际为负样本而预测为负样本:True Negative (TN)。

本实践中,正样本代表 FDR 记录的参数的值与 FTI 记录的不一致,负样本代表 FDR 记录的参数值与 FTI 记录的一致。

#### 3.1.2　统计指标

具体统计指标和统计方式如下:

精确率:模型预测为正的样本中实际也为正的样本占被预测为正的样本的比例,即 precision_score = TP /(TP + FP)。

精确率 = 实际 FDR 记录的参数的值与 FTI 记录的不一致且预测 FDR 记录的参数的值与 FTI 记录的不一致的参数个数 / 预测 FDR 记录的参数的值与 FTI 记录的不一致的参数个数。

例如,FDR 记录了 100 个参数在 4 个小时的试飞期间的数值,FTI 也记录了这 100 个参数在这 4 个小时的试飞期间的数值,其中 10 个参数被预测为 FDR 里的记录数据与 FTI 里的记录数据不一致,10 个只有 9 个真的 FDR 与 FTI 记录不一致,那么精确率=9/10=90%

召回率:指实际为正的样本中被预测为正的样本所占实际为正的样本的比例,即 recall_score = TP /(TP+FN)。

召回率 = 实际 FDR 记录的参数的值与 FTI 记录的不一致且预测 FDR 记录的参数的值与 FTI 记录的不一致的参数个数 / 实际 FDR 记录的参数的值与 FTI 记录的不一致的参数个数。

例如,FDR 记录了 100 个参数在 4 个小时的试飞期间的数值,FTI 也记录了这 100 个参数在这 4 个小时的试飞期间的数值,有 10 个参数是真的在 FDR 里的记录数据与 FTI 里的记录数据不一致,但这 10 个之中只有 9 个参数被预测到了,那么召回率=9/10=90%。

### 3.2　统计结果

FDR MoC6 试验数据分析者把某型飞机 FDR MoC6 试验的 2 780 个参数的值和对应的 FTI 的 2 780 个参数的值放入上述分析模型,模型结果是:772 对参数 FDR 记录的值与 FTI 记录的不一致、需要另行分析,2 008 对参数 FDR 记录的值与 FTI 记录的不一致、满足局方要求。为了验证模型的准确性,MoC6 试验数据分析者也把某型飞机 FDR MoC6 试验的 2 780 个参数的值和对应的 FTI 的 2 780 个参数的值用传统的画图方式来比较,从对某个参数的 FDR 曲线与 FTI 曲线是否重合来判断该参数在 FDR 中记录的数据和在 FTI 中

记录的数据是否一致,结果是:523 对参数在 FDR 记录的值和在 FTI 记录中的不一致、需要另行分析,2 257 对参数 FDR 记录的值与 FTI 记录的一致、满足局方要求,且这 523 对参数均在模型预测 FDR 记录的值与 FTI 记录的不一致的 772 对参数里,如表 2 所示。

**表 2　统计结果**

| | 预测为正样本 | 预测为负样本 |
|---|---|---|
| 实际为正样本 | TP = 523 | FN = 0 |
| 实际为负样本 | FP = 249 | TN = 2 008 |

TP 样本举例如图 5 至图 7 所示。

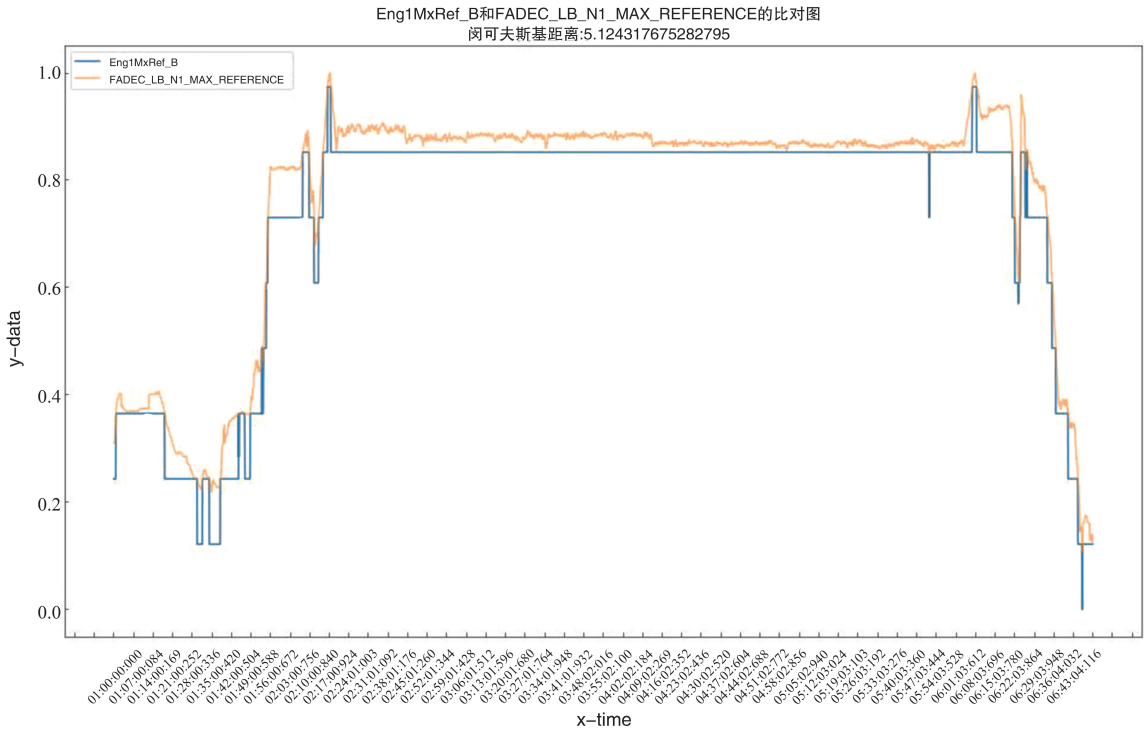



**图 5　FDR 记录的参数 Eng1MxRef_B 与 FTI 记录的参数 FADEC_LB_N1_MAX_REFERENCE**

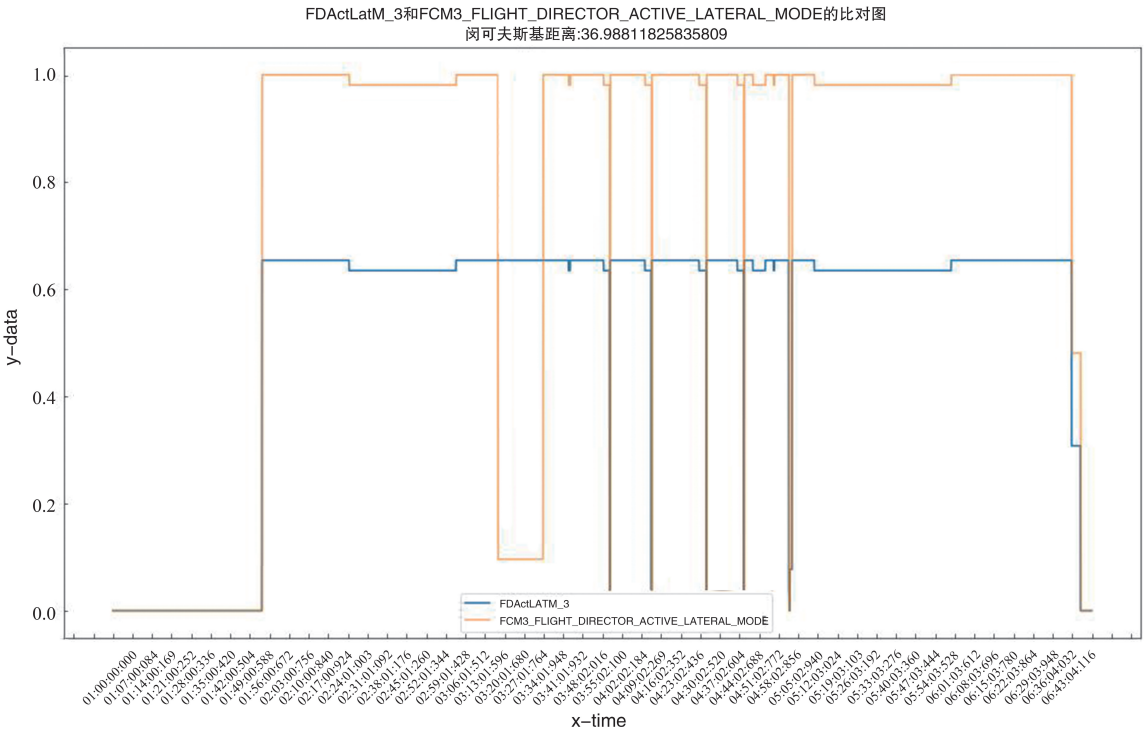



**图 6　FDR 记录的参数 FDActLatM_3 与 FTI 记录的参数 FCM3_FLIGHT_DIRECTOR_ACTIVE_LATERAL_MODE**

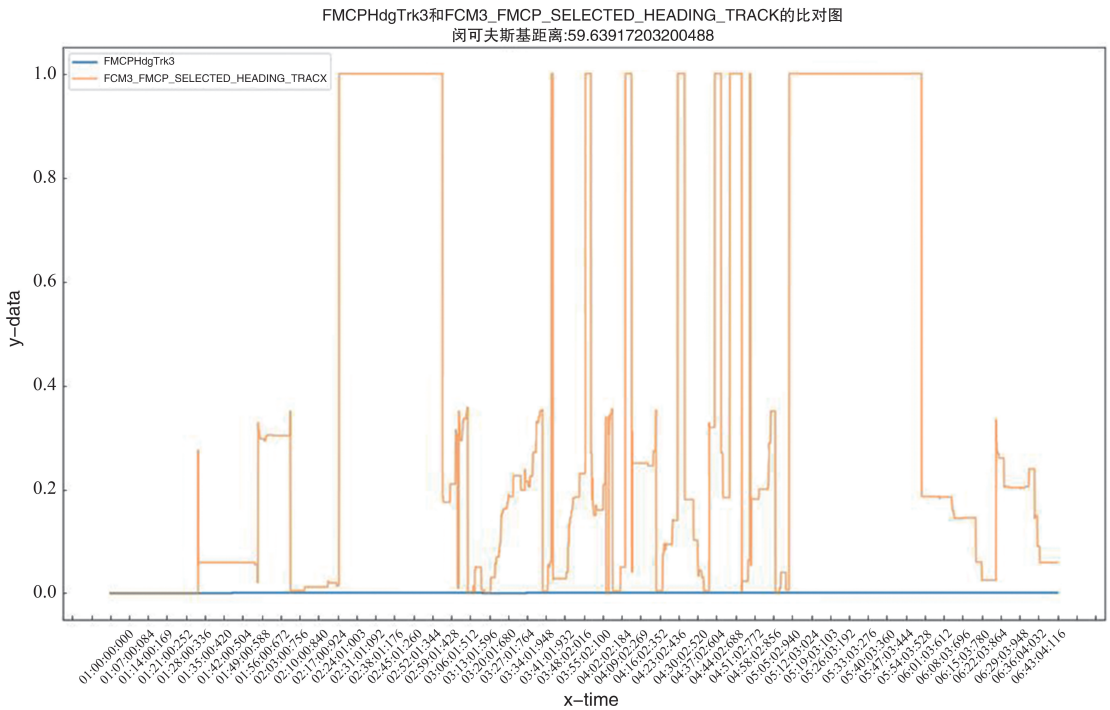



**图 7　FDR 记录的参数 FMCPHdgTrk3 与 FTI 记录的参数 FCM3_FMCP_SELECTED_HEADING_TRACK**

在数据分析模型中,FDR 记录的参数 Eng1MxRef_B 的值与 FTI 记录的参数 FADEC_LB_N1_MAX_REFERENCE 的值的闵可夫斯基距离为 5.12,大于阈值 2.05,判定 FDR 记录的该参数值变化与 FTI 记录的不一致(判定为正样本),事实上通过传统画图方式可以看到,这对参数的值确实变化不一致(事实为正样本)。

同样,另一对参数 FDR 记录的参数 FDActLatM_3 的值与 FTI 记录的参数 FCM3_FLIGHT_DIRECTOR_ACTIVE_LATERAL_MODE 也属于 TP 类。

FDR 记录的参数 FMCPHdgTrk3 的值与 FTI 记录的参数 FCM3_FMCP_SELECTED_HEADING_TRACK 也属于 TP 类。

FP 样本举例如图 8 至图 10 所示。

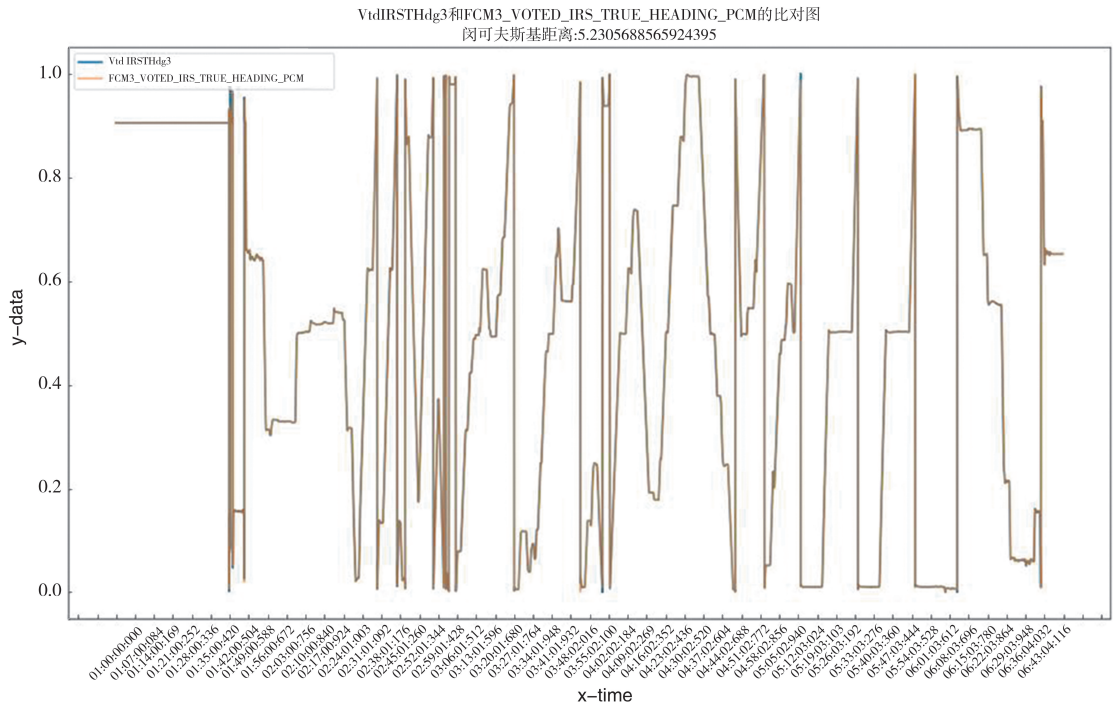



**图 8　FDR 记录的参数 VtdIRSTHdg3 与 FTI 记录的参数 FCM3_VOTED_IRS_TRUE_HEADING_PCM**

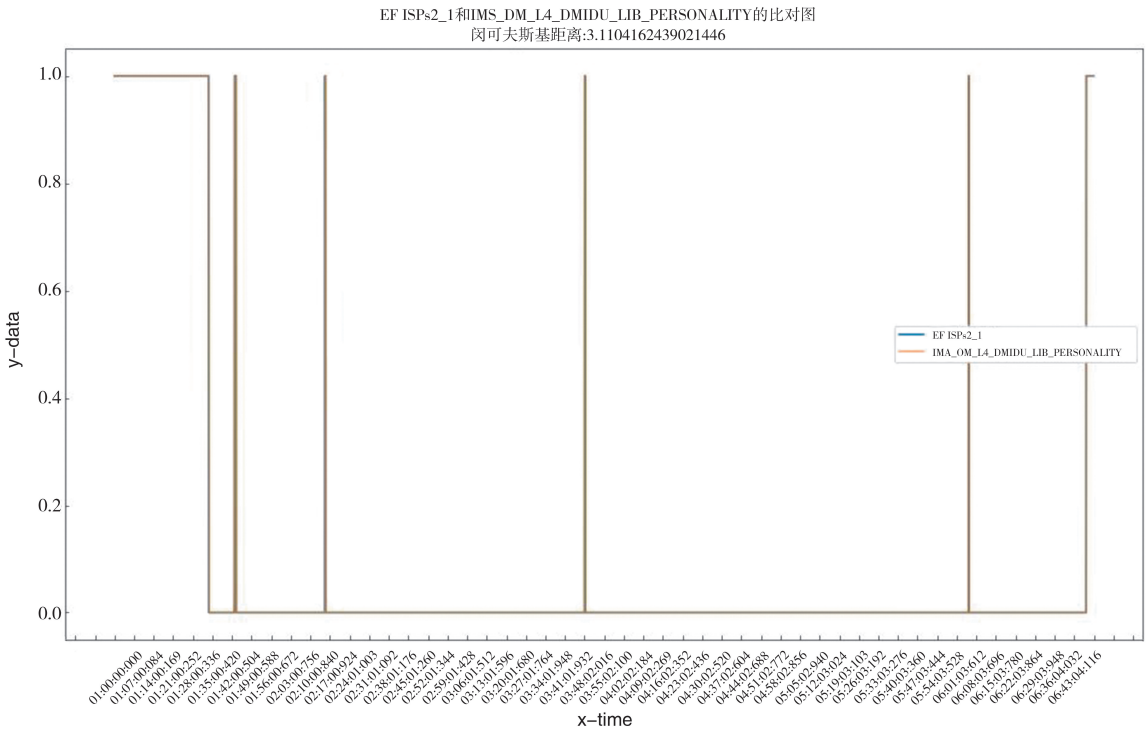



图 9　FDR 记录的 EFISPs2_1 与 FTI 记录的 IMA_DM_L4_DMIDU_LIB_PERSONALITY

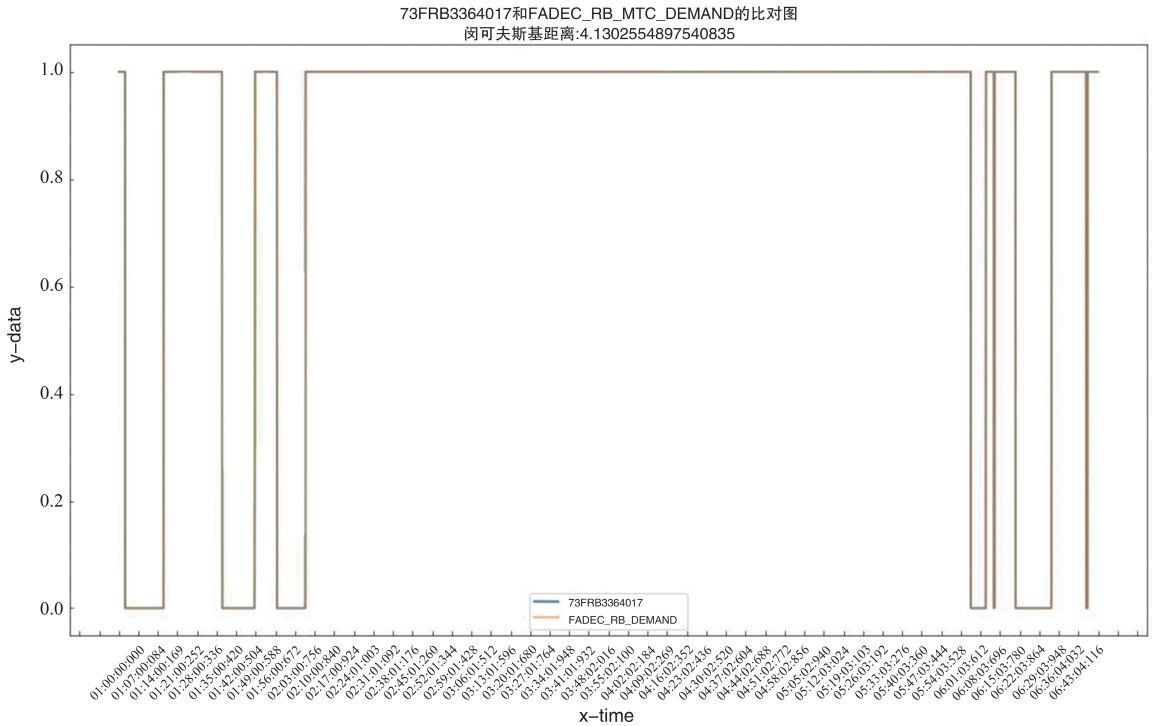



图 10　FDR 记录的 73FRB3364017 与 FTI 记录的 FADEC_RB_MTC_DEMAND

在数据分析模型中,FDR 记录的参数 VtdIRSTHdg3 的值与 FTI 记录的参数 FCM3_VOTED_IRS_TRUE_HEADING_PCM 的值的闵可夫斯基距离为 5.23,大于阈值 2.05,判定 FDR 记录的该参数值变化与 FTI 记录的不一致(判定为正样本),事实上通过传统画图方式可以看到,这对参数的值的变化是一致的(事实为负样本)。

FDR 记录的 EFISPs2_1 与 FTI 记录的 IMA_DM_L4_DMIDU_LIB_PERSONALITY 也属于 FP 类。

FDR 记录的 73FRB3364017 与 FTI 记录的 FA-

DEC_RB_MTC_DEMAND 也属于 FP 类。

TN 样本举例如图 11 和图 12 所示。

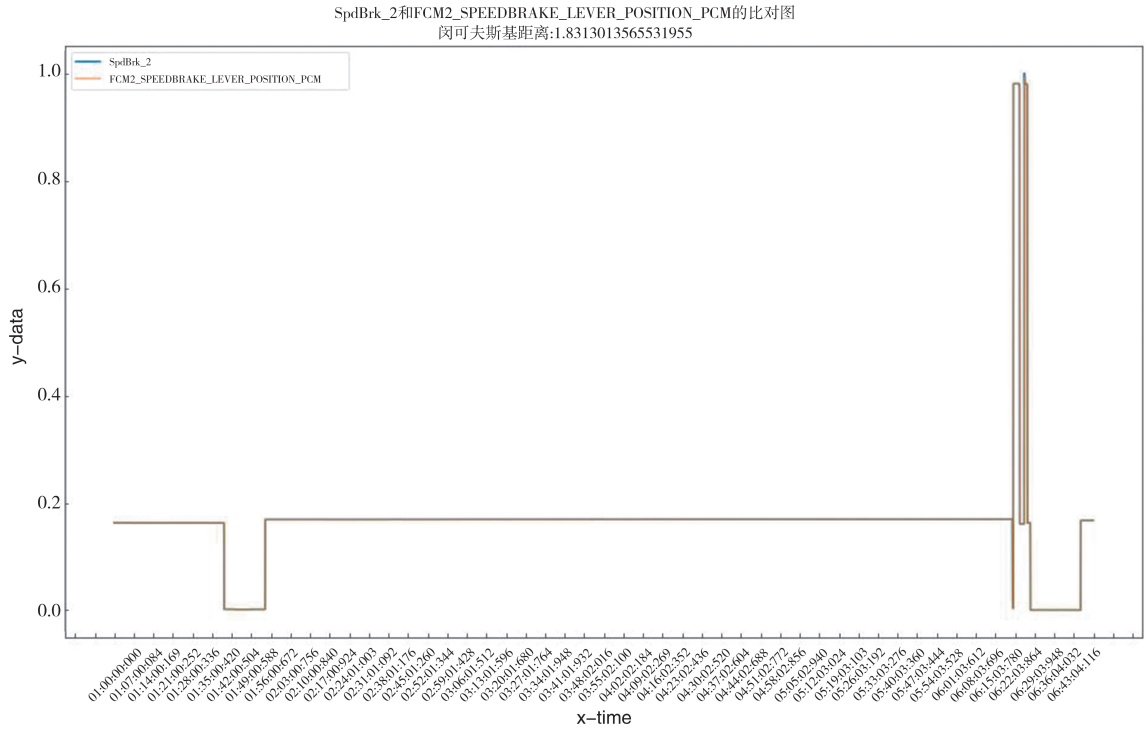



图 11　FDR 记录的参数 SpdBrk_2 与 FTI 记录的参数 FCM2_SPEEDBRAKE_LEVER_POSITION_PCM

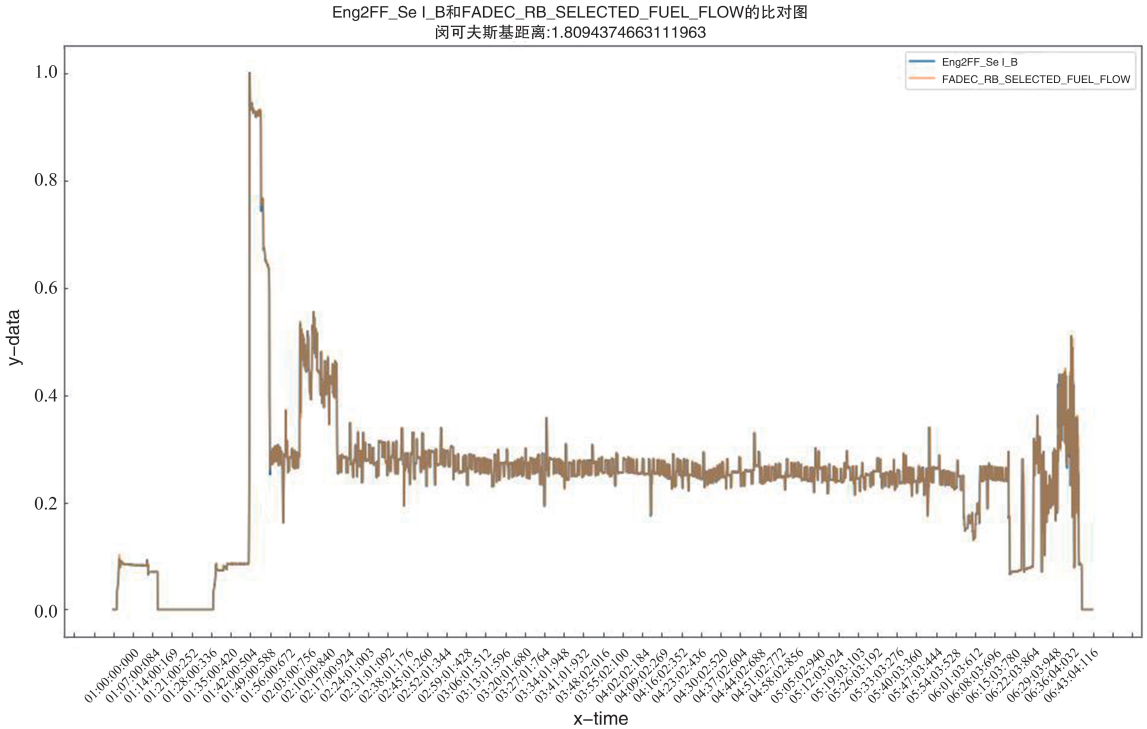



图 12　FDR 记录的 Eng2FF_Sel_B 与 FTI 记录的 FADEC_RB_SELECTED_FUEL_FLOW

在数据分析模型中,FDR 记录的参数 SpdBrk_2 的值与 FTI 记录的参数 FCM2_SPEEDBRAKE_LEVER_POSITION_PCM 的值的闵可夫斯基距离为 1.83,判定 FDR 记录的该参数值变化与 FTI 记录的一致(判定为负样本),事实上通过传统画图方式可以看到,这对参数的值的变化确实是一致的(事实为负样本)。

FDR 记录的 Eng2FF_Sel_B 与 FTI 记录的 FADEC_RB_SELECTED_FUEL_FLOW 也属于 TN 类。

据此,数据分析模型的精确率为:precision_score = TP / (TP + FP) = 523/(523+249) = 67.7%;召回率为:recall_score = TP / (TP+FN) = 523/(523+0) = 100%。

## 4 结论

在本案例中,由于局方要求必须将 FDR 与 FTI 记录的不一致的参数都揪出来,即召回率必须为 100%,而对于精确率要求不高,所以本案例的分析模型适合某机型的 FDR 的 MoC6 的试验数据分析,且已实践应用。

**参考文献:**


[1] 幸锋,刘兴旭. 机器学习在数据分析中的实践与应用[J]. 电信工程技术与标准化,2021,34(12):82-84;88.

[2] 杨帆,吴志强,王宇. 基于过载上电的弹载飞行数据记录仪研究[J]. 自动化仪表,2020,41(9):80-84.

[3] 贺春金. 空客 A320 飞机数字式飞行数据记录器故障分析[J]. 航空维修与工程,2022(5):92-94.

[4] 杜金艳. 基于 Zynq 的高速数据记录仪的设计与实时性分析[J]. 计算机测量与控制,2020,28(1):261-265.

[5] 孔令真, 尹湛. 民用飞机典型航线实际油耗数据的统计分析[J]. 中国民航飞行学院学报,2020,31(6):48-52.

[6] 徐小芳,宋海靖,武红姣. 民用飞机功能和可靠性飞行试验要求研究[C]//2020 中国航空工业技术装备工程协会年会论文集. [S. l.:s. n.],2020.

[7] 赵长辉,张勤满,王衡,等. 民用飞机发展研究[C]//第二届中国航空学会青年科技论坛文集. 北京:航空工业出版社,2006.

[8] 宋开元. 机器学习算法在数据分类中的应用研究[J]. 电子元器件与信息技术,2021,5(3):208-209.

[9] 邱越,邢卓,孙筱松,等. 机器学习在多组学数据分析中的应用[J]. 科技与创新,2021(24):170-171.

[10] 中国民用航空局航空器适航审定司. 型号合格审定程序:AP-21-03R3[S]. [S. l.:s. n.],2002.

[11] 曹华,佘公藩. 适航性管理[M]. 北京:航空工业出版社,1991.

[12] 李航. 统计学习方法[M]. 北京:清华大学出版社,2019.

[13] 哈金,尼科尔. 场景化机器学习. 范东来,译. 北京:人民邮电出版社,2021.


**作者简介**


**严淑芹**　女,硕士,工程师。主要研究方向:人工智能在飞机研制行业的应用。E-mail:yanshuqin@comac.cc

**王　伟**　女,本科,高级工程师。主要研究方向:民用飞机飞行纪录系统研究。E-mail:wangwei3@comac.cc


# FDR MoC6 experimental data analysis method based on machine learning


YAN Shuqin *　WANG Wei

(Shanghai Aircraft Design and Research Institute, Shanghai 201210, China)



**Abstract**: MoC6 airworthiness compliance verification flight test is an important and necessary condition for civil aircraft certification. Flight Data Recorder is an on-board equipment and one of the contents of its MoC6 test is to download the data recorded by flight data recorder (FDR) after the flight test, and compare it with the data recorded by flight test instrument(FTI) to determine whether the recorded data in FDR is accurate. This article in how to tell whether the data recorded in FDR is correct by means of Minkowski distance. By the way, the p parameter and the threshold value for Minkowski distance is acquired via machine learning. In this paper, the inconsistent parameters recorded by FDR and FTI were identified, achieving a recall rate of 100%.



**Keywords**: flight data recorder(FDR); MoC6; machine learning; Minkowski distance



* Corresponding author. E-mail: yanshuqin@comac.cc