



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111968414 B

(45) 授权公告日 2022. 08. 05

(21) 申请号 202010873580.0

(22) 申请日 2020.08.26

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111968414 A

(43) 申请公布日 2020.11.20

(73) 专利权人 成都民航空管科技发展有限公司
地址 610041 四川省成都市二环路南二段
17号

专利权人 中国民用航空总局第二研究所

(72) 发明人 欧昕 刘华章 惠文晓 彭国垵
张军 曾元军 郝育松 范丽娟

(74) 专利代理机构 北京酷爱智慧知识产权代理
有限公司 11514
专利代理师 向霞

(51) Int. Cl.
G08G 5/00 (2006.01)
G06Q 10/04 (2012.01)
G06K 9/62 (2022.01)
G06F 16/25 (2019.01)

(56) 对比文件

- CN 110930770 A, 2020.03.27
- CN 106846919 A, 2017.06.13
- CN 108475382 A, 2018.08.31
- CN 105205565 A, 2015.12.30
- CN 104008674 A, 2014.08.27
- CN 105469645 A, 2016.04.06
- CN 110334839 A, 2019.10.15
- IN 201817024198 A, 2018.11.30
- CN 106297419 A, 2017.01.04
- US 2013080043 A1, 2013.03.28
- US 2019170515 A1, 2019.06.06
- US 2017301247 A1, 2017.10.19
- CN 109493644 A, 2019.03.19
- EP 2503530 A2, 2012.09.26
- WO 2017109231 A1, 2017.06.29
- CN 111583724 A, 2020.08.25

宋雷亮. 基于历史轨迹集的四维轨迹预测方法.《计算机技术与发展》.2012, (第12期), (续)

审查员 赵利乐

权利要求书6页 说明书9页 附图7页

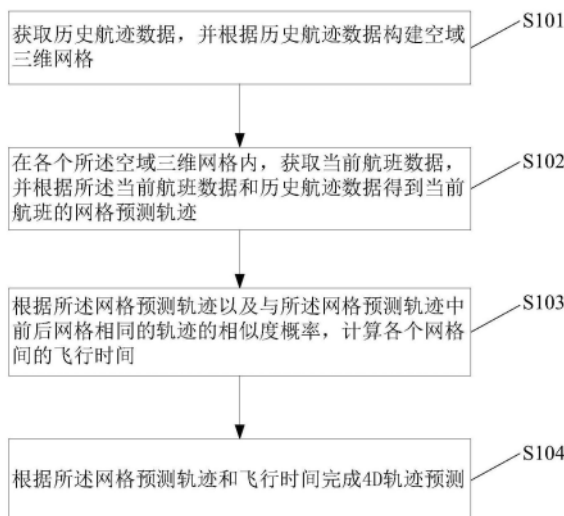
(54) 发明名称

基于大数据和AI的4D轨迹预测方法、装置及电子设备

(57) 摘要

本发明实施例公开了一种基于大数据和AI的4D轨迹预测方法、装置及电子设备。方法包括：获取历史航迹数据，并根据历史航迹数据构建空域三维网格；在各个所述空域三维网格内，获取当前航班数据，并根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹；根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似度概率，计算各个网格间的飞行时间；根据所述网格预测轨迹和飞行时间完成4D轨迹预测。实施本发明实施例，将空域网格化，无需机型性能数据，基于历史航迹数据进行4D轨迹预测，提高了预测准确性。

CN 111968414 B



[接上页]

(56) 对比文件

Ayhan,S等.Aircraft Trajectory Prediction Made Easy with Predictive Analytics.《International Conference On Knowledge Discovery And Data Mining》.2016,21-30.

吴鹏等.基于数据挖掘的四维飞行轨迹预测模型.《计算机应用》.2007,(第11期),

李锐等.雷达航迹与飞行计划自动相关的ETA和FMEA分析.《控制工程》.2017,第24卷(第06期),1277-1281.

靳学梅等.4D航迹预测应用系统关键技术研究.《指挥信息系统与技术》.2010,37-40+54.

王峥一.基于数据分析与集成学习的4D航迹预测.《中国优秀硕士学位论文全文数据库(工程科技II辑)》.2020,(第02期),

马勇等.基于谱聚类的终端区飞行轨迹分析.《航空计算技术》.2015,第45卷(第05期),46-50.

Xinmin Tang等.Generating nominal flight profile for air traffic control system based on AMDAR data.《17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)》.2014,

顾俊伟.基于多源数据融合的4D航迹规划技术研究.《万方学术》.2017,全文.

高永胜.基于数据挖掘的4D航迹预测方法研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库(工程科技II辑)》.2020,

马勇.基于数据挖掘的四维航迹精密预测方法研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库(工程科技II辑)》.2017,(第03期),

王凯等.基于机器学习的航班四维航迹预测.《电子技术与软件工程》.2020,177-179.

卢奕羽.初始飞行计划4D航迹生成及仿真系统研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库(工程科技II辑)》.2015,(第01期),

杨东玲.基于ADS-B的4D航迹预测及应用.《中国优秀硕士学位论文全文数据库(工程科技II辑)》.2018,

高建等.基于高斯混合-时间序列模型的航迹预测.《计算机应用》.2019,第39卷(第08期),2261-2270.

José Joaquín Acevedo等.A 4D grid based approach for efficient conflict detection in large-scale multi-UAV scenarios.《2019 Workshop on Research, Education and Development of Unmanned Aerial Systems (RED UAS)》.2020,

1. 一种基于大数据和AI的4D轨迹预测方法,其特征在于,包括:
 获取历史航迹数据,并根据所述历史航迹数据构建空域三维网格;
 在各个所述空域三维网格内,获取当前航班数据,所述当前航班数据包括当前航班实际飞行已经经过的N个网格、当前航班的航班属性和飞行意图高度,N为自然数;
 根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹;
 根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似度概率,计算两个网格间的飞行时间;
 根据所述网格预测轨迹和飞行时间完成4D轨迹预测;
 其中,根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹,具体包括:
 由当前航班位置所处的网格开始,基于所述航班属性和飞行意图高度与历史航迹的相似度概率,计算当前航班飞往邻接各网格的概率,并将概率最大的网格确定为当前航班即将飞往的下一网格,以此类推得到当前航班未来飞行经过的网格序列;
 根据所述网格序列得到当前航班的网格预测轨迹;
 其中,从网格i飞往与其相邻的网格j的概率为 P_{ij} 计算方法如下:

$$P_{ij} = (1 + \eta(M - 1)) \frac{\sum_{m=1}^M P_{ijm}}{M}$$

$$= (1 + \eta(M - 1))$$

$$\times \frac{\sum_{m=1}^M (\beta_0 P_{ijmr} + \beta_1 P_{ijmp} + \beta_2 P_{ijmc} + \beta_3 P_{ijmh} + \beta_4 P_{ijma} + \beta_5 P_{ijmt})}{M \sum_{l=0}^5 \beta_l}$$

其中M为从网格i飞往网格j的历史航迹数量, η 为针对航迹数量的权重系数, P_{ijm} 为本航班与第m个历史航迹的相似概率, P_{ijm} 由航向相似概率 P_{ijmr} 、已飞过网格相似概率 P_{ijmp} 、进出交接点相似概率 P_{ijmc} 、飞行意图高度相似概率 P_{ijmh} 、机型相似概率 P_{ijma} 和执飞时间相似概率 P_{ijmt} 分别乘以一个权重系数后求和决定,对应权重系数为 $\beta_0 - \beta_5$,该权重系数为 $\beta_0 - \beta_5$ 通过机器学习的方式在历史航迹数据构建好的空域网格中训练得出;

上述相似概率 P_{ijmr} 、 P_{ijmc} 、 P_{ijmp} 、 P_{ijmh} 、 P_{ijma} 和 P_{ijmt} 分别记为 P_r 、 P_c 、 P_p 、 P_h 、 P_a 和 P_t ;

(1) 航向相似概率 P_r 计算方法:

取本航班所处航路段的航向角为 θ ,历史航迹本航路段的航向角为 θ_h ,最大允许航向角差为 θ_{Max} ;则 P_r 的计算公式为,其中 $f(\theta - \theta_h)$ 为单调递减函数,其取值范围为 $[0, 1]$,

$$P_r = \begin{cases} 1, & \theta = \theta_h \\ f(\theta - \theta_h), & \theta - \theta_h < \theta_{Max} \\ 0, & \theta - \theta_h \geq \theta_{Max} \end{cases}$$

(2) 进出交接点相似概率 P_c 计算方法:

取当前航班的进交接点为I,出交接点为O,起飞/降落机场为A;历史航迹的进交接点为 I_h ,出交接点为 O_h ,起飞/降落机场为 A_h ;则 P_c 计算公式如下,其中 P_{c1} 、 P_{c2} 、 P_{c3} 为常数,且 $P_{c1} >$

$P_{c2} > P_{c3}$:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1}, & (I = I_h \text{ 且 } O = O_h) \text{ 或 } (I = I_h \text{ 且 } A = A_h) \text{ 或 } (O = O_h \text{ 且 } A = A_h) \\ P_{c2}, & \text{other} \\ P_{c3}, & (I \neq I_h \text{ 且 } O \neq O_h) \text{ 或 } (I \neq I_h \text{ 且 } A \neq A_h) \text{ 或 } (O \neq O_h \text{ 且 } A \neq A_h) \end{cases}$$

(3) 已飞过网格相似概率 P_p 计算方法:

首先选定一个向后看航班已经经过的网格的数值N,然后比较得出当前航班与历史航迹前面N个网格的经过相同的网格数目n,则 P_p 计算公式为:

$$P_p = \frac{n}{N}$$

(4) 飞行意图高度相似概率 P_h 计算方法:

取当前网格所处高度层为 h_{base} ,本航班目标飞行高度 h_m ,历史航迹目标飞行高度 h_n ,则 P_h 的计算公式如下,其中 p_{h1}, p_{h2}, p_{h3} 均为常数,且 $p_{h1} > p_{h2} > p_{h3}$:

$$P_h = \begin{cases} p_{h1}, & (h_m > h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m < h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \\ p_{h2}, & (h_m = h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m = h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \\ p_{h3}, & (h_m < h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m > h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \end{cases}$$

(5) 机型相似概率 P_a 的计算方法:

将飞机分为J、B、C、M、L五个类别,则根据机型间的差异构造机型相似度概率表,表中相似度概率 $P_{a1}, P_{a2}, \dots, P_{a9}, P_{a10}$ 是常数,根据当前航班机型和历史航迹机型查表获得机型相似度概率 P_a ;

机类 \ 机类	J	B	C	M	L
J	1	P_{a1}	P_{a2}	P_{a3}	P_{a4}
B	P_{a1}	1	P_{a5}	P_{a6}	P_{a7}
C	P_{a2}	P_{a5}	1	P_{a8}	P_{a9}
M	P_{a3}	P_{a6}	P_{a8}	1	P_{a10}
L	P_{a4}	P_{a7}	P_{a9}	P_{a10}	1

表1机型相似度概率表

(6) 执飞时间相似概率 P_t 的计算方法:

通过一个与t相关的函数f(t)来实现,此函数是单调递减函数,其取值范围为[0,1],t为本次航班与历史航迹的执飞时间差值;当t大于等于阈值 t_H 时, P_t 为0;

$$P_t = \begin{cases} f(t) & 0 \leq t < t_H \\ 0 & t \geq t_H \end{cases}$$

其中,根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似度概率,计算两个网格间的飞行时间,具体为:

历史航迹的飞行时间指的是过去一段时间范围内,航班在两个网格间的飞行时间,其

计算公式为：

$$T_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^N P_{ijm} t_m}{\sum_{m=1}^N P_{ijm}}$$

上式中，N为由i网格飞往j网格的航迹总数， P_{ijm} 为当前航班与历史航迹m的相似度概率； t_m 为历史航迹m由i网格飞往j网格的飞行时间；

则预测航班由当前网格i飞行至某网格k的飞行时间计算方法为：

$$T_{ik} = \sum_{j=i}^k T_{jj+1}$$

上式中，j+1为当前航班预测航迹中网格j的下一网格， T_{jj+1} 为网格j到网格j+1的预测飞行时间。

2. 如权利要求1所述的方法，其特征在于，获取历史航迹数据之后，所述方法还包括：

采用数据仓库技术工具对所述历史航迹数据进行清洗及插值预处理，去除异常航迹数据后存入大数据仓库。

3. 如权利要求1所述的方法，其特征在于，对应权重系数为 β_0 - β_5 的计算方法如下：

根据所述历史航迹数据形成训练数据集，并根据所述训练数据集得到训练模型；

给定各个影响因素的权重系数 β_0 - β_5 初值后进行航迹预测，将预测结果进行所述训练模型的损失函数计算，根据计算结果不断调整权重系数 β_0 - β_5 的值，使得损失函数值达到稳定且最小，并记录此时权重系数 β_0 - β_5 的取值。

4. 一种基于大数据和AI的4D轨迹预测装置，其特征在于，包括：

构建单元，用于获取历史航迹数据，并根据所述历史航迹数据构建空域三维网格；

预测单元，用于在各个所述空域三维网格内，获取当前航班数据，并根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹；所述当前航班数据包括当前航班实际飞行已经经过的N个网格、当前航班的航班属性和飞行意图高度，N为自然数；

计算单元，用于根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似度概率，计算两个网格间的飞行时间；

所述预测单元还用于根据所述网格预测轨迹和飞行时间完成4D轨迹预测；

所述预测单元具体用于：

由当前航班位置所处的网格开始，基于所述航班属性和飞行意图高度与历史航迹的相似度概率，计算当前航班飞往邻接各网格的概率，并将概率最大的网格确定为当前航班即将飞往的下一网格，以此类推得到当前航班未来飞行经过的网格序列；

根据所述网格序列得到当前航班的网格预测轨迹；

其中，从网格i飞往与其相邻的网格j的概率为 P_{ij} 计算方法如下：

$$\begin{aligned}
P_{ij} &= (1 + \eta(M - 1)) \frac{\sum_{m=1}^M P_{ijm}}{M} \\
&= (1 + \eta(M - 1)) \\
&\quad \times \frac{\sum_{m=1}^M (\beta_0 P_{ijmr} + \beta_1 P_{ijmp} + \beta_2 P_{ijmc} + \beta_3 P_{ijmh} + \beta_4 P_{ijma} + \beta_5 P_{ijmt})}{M \sum_{l=0}^5 \beta_l}
\end{aligned}$$

其中M为从网格i飞往网格j的历史航迹数量， η 为针对航迹数量的权重系数， P_{ijm} 为本航班与第m个历史航迹的相似概率， P_{ijm} 由航向相似概率 P_{ijmr} 、已飞过网格相似概率 P_{ijmp} 、进出交接点相似概率 P_{ijmc} 、飞行意图高度相似概率 P_{ijmh} 、机型相似概率 P_{ijma} 和执飞时间相似概率 P_{ijmt} 分别乘以一个权重系数后求和决定，对应权重系数为 $\beta_0 - \beta_5$ ，该权重系数为 $\beta_0 - \beta_5$ 通过机器学习的方式在历史航迹数据构建好的空域网格中训练得出；

上述相似概率 P_{ijmr} 、 P_{ijmc} 、 P_{ijmp} 、 P_{ijmh} 、 P_{ijma} 和 P_{ijmt} 分别记为 P_r 、 P_c 、 P_p 、 P_h 、 P_a 和 P_t ；

(1) 航向相似概率 P_r 计算方法：

取本航班所处航路段的航向角为 θ ，历史航迹本航路段的航向角为 θ_h ，最大允许航向角差为 θ_{Max} ；则 P_r 的计算公式为，其中 $f(\theta - \theta_h)$ 为单调递减函数，其取值范围为 $[0, 1]$ ，

$$P_r = \begin{cases} 1, & \theta = \theta_h \\ f(\theta - \theta_h), & \theta - \theta_h < \theta_{Max} \\ 0, & \theta - \theta_h \geq \theta_{Max} \end{cases}$$

(2) 进出交接点相似概率 P_c 计算方法：

取当前航班的进交接点为I，出交接点为O，起飞/降落机场为A；历史航迹的进交接点为 I_h ，出交接点为 O_h ，起飞/降落机场为 A_h ；则 P_c 计算公式如下，其中 P_{c1} 、 P_{c2} 、 P_{c3} 为常数，且 $P_{c1} > P_{c2} > P_{c3}$ ：

$$P_c = \begin{cases} P_{c1}, & (I = I_h \text{ 且 } O = O_h) \text{ 或 } (I = I_h \text{ 且 } A = A_h) \text{ 或 } (O = O_h \text{ 且 } A = A_h) \\ P_{c2}, & \text{other} \\ P_{c3}, & (I \neq I_h \text{ 且 } O \neq O_h) \text{ 或 } (I \neq I_h \text{ 且 } A \neq A_h) \text{ 或 } (O \neq O_h \text{ 且 } A \neq A_h) \end{cases}$$

(3) 已飞过网格相似概率 P_p 计算方法：

首先选定一个向后看航班已经经过的网格的数值N，然后比较得出当前航班与历史航迹前面N个网格的经过相同的网格数目n，则 P_p 计算公式为：

$$P_p = \frac{n}{N}$$

(4) 飞行意图高度相似概率 P_h 计算方法：

取当前网格所处高度层为 h_{base} ，本航班目标飞行高度 h_m ，历史航迹目标飞行高度 h_n ，则 P_h 的计算公式如下，其中 p_{h1} 、 p_{h2} 、 p_{h3} 均为常数，且 $p_{h1} > p_{h2} > p_{h3}$ ：

$$P_h = \begin{cases} p_{h1}, & (h_m > h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m < h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \\ p_{h2}, & (h_m = h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m = h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \\ p_{h3}, & (h_m < h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m > h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \end{cases}$$

(5) 机型相似概率 P_a 的计算方法:

将飞机分为J、B、C、M、L五个类别,则根据机型间的差异构造机型相似度概率表,表中相似度概率 $P_{a1}, P_{a2}, \dots, P_{a9}, P_{a10}$ 是常数,根据当前航班机型和历史航迹机型查表获得机型相似度概率 P_a ;

机类 \ 机类	J	B	C	M	L
J	1	P_{a1}	P_{a2}	P_{a3}	P_{a4}
B	P_{a1}	1	P_{a5}	P_{a6}	P_{a7}
C	P_{a2}	P_{a5}	1	P_{a8}	P_{a9}
M	P_{a3}	P_{a6}	P_{a8}	1	P_{a10}
L	P_{a4}	P_{a7}	P_{a9}	P_{a10}	1

表1机型相似度概率表

(6) 执飞时间相似概率 P_t 的计算方法:

通过一个以时间 t 为参数相关的函数 $f(t)$ 来实现,此函数是单调递减函数,其取值范围为 $[0, 1]$, t 为本次航班与历史航迹的执飞时间差值;当 t 大于等于阈值 t_H 时, P_t 为0;

$$P_t = \begin{cases} f(t) & 0 \leq t < t_H \\ 0 & t \geq t_H \end{cases}$$

其中,根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似度概率,计算两个网格间的飞行时间,具体为:

历史航迹的飞行时间指的是过去一段时间范围内,航班在两个网格间的飞行时间,其计算公式为:

$$T_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^N P_{ijm} t_m}{\sum_{m=1}^N P_{ijm}}$$

上式中, N 为由 i 网格飞往 j 网格的航迹总数, P_{ijm} 为当前航班与历史航迹 m 的相似度概率; t_m 为历史航迹 m 由 i 网格飞往 j 网格的飞行时间;

则预测航班由当前网格 i 飞行至某网格 k 的飞行时间计算方法为:

$$T_{ik} = \sum_{j=i}^k T_{jj+1}$$

上式中, $j+1$ 为当前航班预测航迹中网格 j 的下一网格, T_{jj+1} 为网格 j 到网格 $j+1$ 的预测飞行时间。

5. 如权利要求4所述的装置,其特征在于,所述装置还包括预处理单元,用于:

采用数据仓库技术工具对所述历史航迹数据进行清洗及插值预处理,并去除异常航迹数据后存入大数据仓库。

6.一种电子设备,其特征在于,包括处理器、输入设备、输出设备和存储器,所述处理器、输入设备、输出设备和存储器相互连接,其中,所述存储器用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述处理器被配置用于调用所述程序指令,执行如权利要求1-3任一项所述的方法。

基于大数据和AI的4D轨迹预测方法、装置及电子设备

技术领域

[0001] 本发明涉及空中交通管制技术领域,具体涉及一种基于大数据和AI的4D轨迹预测方法、装置及电子设备。

背景技术

[0002] 空中交通管制自动化系统(Air Traffic Control System以下简称ATC系统)是供空中交通管制员实时掌握空中飞行态势、实施空中交通管制的最重要技术工具。基于航迹运行(Trajectory Based Operation,TBO)是下一代ATC系统的核心运行概念之一,它是以航空器的4D轨迹为基础,在空管部门、航空公司和航空器之间共享航迹动态信息,实现飞行和管制之间的协同决策。

[0003] 4D轨迹是由包含经度、纬度、高度,时间信息的航迹点连成的航空器航迹轨迹。4D轨迹预测则是通过现有的信息如空域状态、航空器电报信息、雷达数据、天气信息以及历史航迹信息等对航空器进行航迹预测,预测航空器未来一段时间的4D飞行轨迹。在空域流量管理过程中,通过精确的预测航空器的4D轨迹来预测关键航路点的过点时间和过点高度,来达到对扇区、航路点、航路段等空域流量进行预测统计的目的,进而在此基础上进行航空器的飞行冲突检测,保障后续系统对空域流量管理操作的有效实施。

[0004] 传统技术:

[0005] 现有ATC系统中的4D轨迹预测方法将航迹预测与飞行计划紧密结合,并通过欧控实验中心提供常见飞机的飞行性能数据(Base of Aircraft Data,BADA)获取航空器的典型飞行速度,在此基础上对航空器的4D轨迹进行预测。传统4D轨迹预测技术方案如下:

[0006] (1)水平方向上航空器的位置变化严格按照航空器航路的飞行路线飞行,并根据航空器的机型,由BADA数据获取对应机型的典型速度,通过典型速度计算航空器未来经过航路点的过点时间。

[0007] (2)垂直方向上航空器的高度变化由爬升、巡航平飞和下降三个阶段构成,首先从起飞机场爬升至巡航高度;后在巡航高度平飞,保持高度不变;最后由目的机场逆推航空器下降点,由下降点开始下降至目的机场。其中,航空器的爬升、下降速率同样根据航空器的机型由BADA数据获取对应典型上升下降速度,算法建立飞行过程的模型高度剖面如图1所示。

[0008] 传统技术具备以下缺点:

[0009] (1)传统4D轨迹预测技术对于偏离航路飞行的航空器,航迹预测不准确。

[0010] (2)传统4D轨迹预测技术在高度预测方面存在误差,航空器的爬升和下降阶段的4D轨迹预测过于理想化,并且对于航空器巡航阶段的高度变化不能够预测。

[0011] (3)传统4D轨迹预测技术在航空器转弯过程中的航迹预测存在一定误差,不能准确地反映航空器转弯时的飞行线路。

[0012] (4)传统4D轨迹预测技术在预测未来航路点过点时间存在一定的偏差,特别是预测时间较长时,误差较大。

[0013] 导致上述缺点的原因是：

[0014] (1) 传统4D轨迹预测技术不能考虑航空器偏离航路的飞行情形，严格按照飞行计划预测，而实际航空器飞行时并不一定严格按照航路飞行，管制根据空域情况指挥调整航空器飞行路线，也会导致航空器并不严格按照计划航路飞行。

[0015] (2) 传统4D轨迹预测技术在航路垂直剖面的航迹预测模型与实际飞行偏差较大(如图1和图2所示)，实际飞行中航空器起飞爬升和降落时并不是均匀变化的，通常是分阶段爬升和下降，且不同机型的爬上下降过程也不相同，难以建立统一、准确的爬升和下降阶段的模型。

[0016] (3) 传统4D轨迹预测技术在航空器转弯过程中预测按照计划航路飞行与航空器实际转弯的内切(外切)飞行路线差别较大。

[0017] (4) 传统4D轨迹预测技术对于航空器的速度仅根据机型由BADA数据获取典型速度，实际飞行中航空器并不会严格按照典型速度飞行，再加之航空器飞行轨迹预测也存在误差，导致预测过点时间误差较大。

发明内容

[0018] 本发明实施例的目的在于提供一种基于大数据和AI的4D轨迹预测方法、装置及电子设备。

[0019] 为实现上述目的，第一方面，本发明实施例提供了一种基于大数据和AI的4D轨迹预测方法，包括：

[0020] 获取历史航迹数据，并根据所述历史航迹数据构建空域三维网格；

[0021] 在各个所述空域三维网格内，获取当前航班数据，并根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹；

[0022] 根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似程度概率，计算各个网格间的飞行时间；

[0023] 根据所述网格预测轨迹和飞行时间完成4D轨迹预测。

[0024] 在某些具体实施例中，获取历史航迹数据之后，所述方法还包括：

[0025] 采用数据仓库技术工具对所述历史航迹数据进行清洗及插值预处理，并去除异常航迹数据后存入大数据仓库。

[0026] 在某些具体实施例中，所述当前航班数据包括当前航班实际飞行已经经过的N个网格、当前航班的航班属性和飞行意图高度，其中N为自然数；

[0027] 根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹，具体包括：

[0028] 由当前航班位置所处的网格开始，基于所述航班属性和飞行意图高度与历史航迹的相似程度，计算当前航班飞行邻接各网格的概率，并将概率最大的网格确定为当前航班即将飞往的下一网格，以此类推得到当前航班未来飞行经过的网格序列；

[0029] 根据所述网格序列得到当前航班的网格预测轨迹。

[0030] 其中，从网格i飞往网格j的概率为 P_{ij} 计算方法如下：

$$\begin{aligned}
 P_{ij} &= (1 + \eta(M - 1)) \frac{\sum_{m=1}^M P_{ijm}}{M} \\
 [0031] \quad &= (1 + \eta(M - 1)) \\
 &\times \frac{\sum_{m=1}^M (\beta_0 P_{ijmr} + \beta_1 P_{ijmp} + \beta_2 P_{ijm\dot{t}is} + \beta_3 P_{ijm\dot{t}} + \beta_4 P_{ijma} + \beta_5 P_{ijmt})}{M \sum_{l=0}^5 \beta_l}
 \end{aligned}$$

[0032] 其中M为从网格i飞往网格j的历史航迹数量， η 为针对航迹数量的权重系数， P_{ijm} 为本航班与第m个历史航迹的相似概率， P_{ijm} 由航向相似概率 P_{ijmr} 、进出交接点相似概率 P_{ijmc} 、已飞过网格相似概率 P_{ijmp} 、飞行高度意图相似概率 P_{ijmh} 、机型相似概率 P_{ijma} 和执飞时间相似概率 P_{ijmt} 分别乘以一个权重系数后求和决定，对应权重系数为 β_0 - β_5 。

[0033] 进一步地，对应权重系数为 β_0 - β_5 的计算方法如下：

[0034] 根据所述历史航迹数据形成训练数据集，并根据所述训练数据集得到训练模型；

[0035] 给定各个影响因素的权重系数 β_0 - β_5 初值后进行航迹预测，将预测结果进行所述训练模型的损失函数计算，根据计算结果不断调整权重系数 β_0 - β_5 的值，使得损失函数值达到稳定且最小，并记录此时权重系数 β_0 - β_5 的取值。

[0036] 第二方面，本发明实施例提供了一种基于大数据和AI的4D轨迹预测装置，包括：

[0037] 构建单元，用于获取历史航迹数据，并根据所述历史航迹数据构建空域三维网格；

[0038] 预测单元，用于在各个所述空域三维网格内，获取当前航班数据，并根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹；

[0039] 计算单元，用于根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似度概率，计算各个网格间的飞行时间；

[0040] 所述预测单元还用于根据所述网格预测轨迹和飞行时间完成4D轨迹预测。

[0041] 第三方面，本发明实施例还提供了一种电子设备，包括处理器、输入设备、输出设备和存储器，所述处理器、输入设备、输出设备和存储器相互连接，其中，所述存储器用于存储计算机程序，所述计算机程序包括程序指令，所述处理器被配置用于调用所述程序指令，执行上述第一方面的方法。

[0042] 实施本发明实施例，将空域网格化，无需机型性能数据，基于历史航迹数据进行4D轨迹预测，提高了预测准确性。

附图说明

[0043] 为了更清楚地说明本发明具体实施方式或现有技术中的技术方案，下面将对具体实施方式或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍。在所有附图中，类似的元件或部分一般由类似的附图标记标识。附图中，各元件或部分并不一定按照实际的比例绘制。

[0044] 图1是传统航迹预测技术飞行过程高度剖面示意图；

[0045] 图2是实际航空器飞行过程高度剖面示意图；

[0046] 图3是本发明实施例提供的基于大数据和AI的4D轨迹预测方法的示意流程图；

[0047] 图4是航迹预测网格地推过程示意图；

[0048] 图5是航迹预测网格水平剖面示意图；

- [0049] 图6是航迹预测网格垂直剖面示意图；
- [0050] 图7是航向相似概率函数示意图；
- [0051] 图8是执飞时间相似概率函数示意图；
- [0052] 图9是本发明实施例提供的基于大数据和AI的4D航迹预测装置的结构示意图；
- [0053] 图10是本发明实施例提供的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0054] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0055] 本发明的发明构思是提供一种新型的基于历史航迹信息,并结合大数据与AI机器学习方法的4D航迹预测方法。采用该方法,可以:

- [0056] (1) 针对航路飞行阶段航空器偏离航线的情况下,做出更为准确地4D航迹预测；
- [0057] (2) 在航空器起飞和降落阶段的飞行做出更为贴近实际的4D航迹预测；
- [0058] (3) 提高航空器4D航迹预测的关键航路点的过点高度和过点时间预测的准确性。

[0059] 上述4D航迹预测技术方法流程可以大致分为3个步骤:

- [0060] (1) 基于历史航迹构建三维空间中的4D航迹预测网格。
- [0061] (2) 以空域网格为计算单元,依据预测航班与网格中历史航迹数据的相似度计算预测航班未来飞行经过的空域网格序列,从而得到预测航班的预测飞行轨迹。
- [0062] (3) 根据预测网格序列计算未来航路关键点的过点时间。

[0063] 其中,预测航班与网格中历史航迹数据的相似度计算通过机器学习的方式自适应调整计算参数,使预测效果达到最优。

[0064] 请参考图3,本发明实施例所提供的基于大数据和AI的4D航迹预测方法包括:

[0065] S101,获取历史航迹数据,并根据历史航迹数据构建空域三维网格。

[0066] 在本实施例中,将空域划分为一个个三维空间中的立体网格,通过读取历史航迹数据并对其进行预处理后可构建空域三维网格。每个网格都是三维空间的立体网格且其中包含记录各条历史航迹落在该网格中航迹点的航向信息、飞行高度意图信息、飞至该航迹点的时刻信息和该航迹的前一网格、下一网格信息等。

[0067] 由于历史航迹数据量规模巨大,本实施例中选取数据仓库技术(Extract-Transform-Load,ETL)工具对历史航迹数据进行预处理,由日常记录历史航迹的系统处获取数据,经过清洗、插值等预处理,去除异常航迹数据后存入大数据仓库(如Elasticsearch,ES)供网格构建使用。

[0068] 对于已经构建好的空域网格,其内的数据量同历史航迹数据一样巨大,考虑到后续学习模型和预测过程中空域网格的使用,本实施例中选取能够针对大量数据快速读取的大数据仓库如ES作为空域网格数据的存储。

[0069] 由于使用数据仓库技术(Extract-Transform-Load,ETL)工具预处理历史航迹数据,并将空域网格化后的数据存在大数据仓库(如Elasticsearch)中,从而可以提高预测及学习算法对网格数据的读取速度。

[0070] S102,在各个所述空域三维网格内,获取当前航班数据,并根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹。

[0071] 具体地,请参考图4至图6,预测航迹时以网格为路由单元,在各个网格单元中,根据当前航班实际飞行已经经过的N(可配置)个网格,和当前航班的属性(航路,机型等),飞行意图高度(CFL,XFL,RFL等)等影响因素与历史航迹进行相似度计算,若本航班与某些历史航迹最相似,则认为本航班将沿着此类历史航迹飞往下一网格,再以下一网格为基准,计算下下一个网格,以此类推,直到航班落地或者飞出本管制区所关注的空域。

[0072] 即,以空域网格为计算单元,依据预测航班与网格中历史航迹数据的相似度计算预测航班未来飞行经过的空域网格序列,从而得到预测航班的预测飞行轨迹。

[0073] 进一步地,网格序列的预测是由当前航班位置所处网格开始,基于航班属性,飞行意图与历史航迹的相似程度,计算出本航班飞往邻接各网格的概率,概率最大的网格,即为其即将飞往的下一网格,逐个推算出未来飞行经过的网格序列。

[0074] 从网格i飞往网格j的概率为 P_{ij} 计算方法如下:

$$P_{ij} = (1 + \eta(M - 1)) \frac{\sum_{m=1}^M P_{ijm}}{M}$$

$$= (1 + \eta(M - 1))$$

$$\times \frac{\sum_{m=1}^M (\beta_0 P_{ijmr} + \beta_1 P_{ijmp} + \beta_2 P_{ijmhs} + \beta_3 P_{ijmh} + \beta_4 P_{ijma} + \beta_5 P_{ijmt})}{M \sum_{l=0}^5 \beta_l}$$

[0076] 其中M为从网格i飞往网格j的历史航迹数量, η 为针对航迹数量的权重系数(根据实际情况设置 η 上限), P_{ijm} 为本航班与第m个历史航迹的相似概率,其由航向相似概率,进出交接点相似概率,已飞过网格相似概率,飞行高度意图相似概率,机型相似概率,执飞时间相似概率分别乘以一个权重系数后求和决定,概率分别记为 $P_{ijmr}, P_{ijmc}, P_{ijmp}, P_{ijmh}, P_{ijma}, P_{ijmt}$,简写为 $P_r, P_c, P_p, P_h, P_a, P_t$,对应权重系数为 $\beta_0 - \beta_5$ 。

[0077] (1) 航向相似概率 P_r 计算方法:

[0078] 取本航班所处航路段的航向角为 θ ,历史航迹本航路段的航向角为 θ_h ,最大允许航向角差为 θ_{Max} 。则 P_r 的计算公式为,其中 $f(\theta - \theta_h)$ 为单调递减函数,其取值范围为 $[0, 1]$ (如图7):

$$P_r = \begin{cases} 1, & \theta = \theta_h \\ f(\theta - \theta_h), & \theta - \theta_h < \theta_{Max} \\ 0, & \theta - \theta_h \geq \theta_{Max} \end{cases}$$

[0080] (2) 出入境点相似概率 P_c 计算方法:

[0081] 取当前航班的进交接点为I,出交接点为O,起飞/降落机场为A;历史航迹的进交接点为 I_h ,出交接点为 O_h ,起飞/降落机场为 A_h 。则 P_c 计算公式如下,其中 P_{p1}, P_{p2}, P_{p3} 为常数,且 $P_{p1} > P_{p2} > P_{p3}$:

[0082]
$$P_c = \begin{cases} P_{c1}, & (I = I_h \text{ 且 } O = O_h) \text{ 或 } (I = I_h \text{ 且 } A = A_h) \text{ 或 } (O = O_h \text{ 且 } A = A_h) \\ P_{c2}, & \text{other} \\ P_{c3}, & (I \neq I_h \text{ 且 } O \neq O_h) \text{ 或 } (I \neq I_h \text{ 且 } A \neq A_h) \text{ 或 } (O \neq O_h \text{ 且 } A \neq A_h) \end{cases}$$

[0083] (3) 已飞过网格相似概率 P_p 计算方法:

[0084] 首先需要选定一个向后看航班已经经过的网格 N 的数值,然后比较得出当前航班与历史航迹前面 N 个网格的经过相同的网格数目 n ,则 P_p 计算公式为:

[0085]
$$P_p = \frac{n}{N}$$

[0086] (4) 行高度意图相似概率 P_h 计算方法:

[0087] 取当前网格所处高度层为 h_{base} ,本航班目标飞行高度 h_m ,历史航迹目标飞行高度 h_n ,则 P_h 的计算公式如下,其中 p_{h1}, p_{h2}, p_{h3} 均为常数,且 $p_{h1} > p_{h2} > p_{h3}$:

[0088]
$$P_h = \begin{cases} p_{h1}, & (h_m > h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m < h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \\ p_{h2}, & (h_m = h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m = h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \\ p_{h3}, & (h_m < h_{base} \text{ 且 } h_n > h_{base}) \text{ 或 } (h_m > h_{base} \text{ 且 } h_n < h_{base}) \end{cases}$$

[0089] (5) 机型相似概率 P_a 的计算方法:

[0090] 已知目前实行的分类方式将飞机分为J、B、C、M、L五个类别,则可以根据机型间的差异构造机型相似度概率表,表中相似度概率($P_{a1}, P_{a2}, \dots, P_{a9}, P_{a10}$)是常数,根据当前航班机型和历史航迹机型查表获得机型相似度概率 P_a 。

[0091] 表1机型相似度概率表

[0092]

机类 \ 机类	J	B	C	M	L
J	1	P_{a1}	P_{a2}	P_{a3}	P_{a4}
B	P_{a1}	1	P_{a5}	P_{a6}	P_{a7}
C	P_{a2}	P_{a5}	1	P_{a8}	P_{a9}
M	P_{a3}	P_{a6}	P_{a8}	1	P_{a10}
L	P_{a4}	P_{a7}	P_{a9}	P_{a10}	1

[0093] (6) 执飞时间相似概率 P_t 的计算方法:

[0094] 可以通过一个与 t (t 为本次航班与历史航迹的执飞时间差值)相关的函数 $f(t)$ 来实现,此函数应当是单调递减函数,其取值范围为 $[0, 1]$ 。如图8所示,当 t 大于等于阈值 t_H 时, P_t 为0。

[0095]
$$P_t = \begin{cases} f(t) & 0 \leq t < t_H \\ 0 & t \geq t_H \end{cases}$$

[0096] 上述各相似概率的取值常数和取值函数可在具体项目实施中灵活选择与调整,以适应各个项目现场实际需求,而各个影响因素的相似度概率相对整体相似度概率的权重系数 $\beta_0 - \beta_5$ 则通过机器学习的方式在历史航迹数据构建好的空域网格中训练得出,具体请参考

下述的相似度影响因素的权重系数机器学习训练方法。

[0097] 该相似度影响因素的权重系数机器学习训练方法具体过程如下：

[0098] 基于前述构建的空域历史航迹数据网格和预测计算下一网格概率方法构建训练模型，训练数据集为从历史航迹数据中选取的一定数量的航迹组成的数据集。

[0099] 该训练模型的航迹预测过程(实际预测时输入输出相同)输入为：预测航班当前位置信息(经纬度、高度)、当前时刻、机型、航向、飞行高度指令相关信息，关注已经飞过网格的数目N。

[0100] 输出为：从预测航班当前位置所处的空域网格开始，未来将飞行经过的空域网格序列。

[0101] 假定训练数据集中有K条航迹，每条航迹预测点后实际飞过的空域网格序列为：

$$[0102] \quad Tr_i = \{G_1, G_2, \dots, G_{m_i}\} (m_i > 0, 0 < i < K)$$

[0103] 训练模型得到的预测飞过的空域网格序列为：

$$[0104] \quad Tc_i = \{G'_1, G'_2, \dots, G'_{m_i}\} (m_i > 0, 0 < i < K)$$

[0105] m_i 为航迹i飞过的空域网格数，不同航迹的 m_i 数值不同。则该训练模型的损失函数为：

$$[0106] \quad R = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{m_i} D(G_j, G'_j),$$

$$[0107] \quad \text{其中 } D(G_1, G_2) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}$$

[0108] 上式中， $D(G_1, G_2)$ 为 $G_1(x_1, y_1, z_1)$ 和 $G_2(x_2, y_2, z_2)$ 之间的欧式距离，在空域网格计算中，对应为两网格中心之间的欧氏距离。

[0109] 权重系数的训练方法为：给定各个影响因素的权重系数 $\beta_0 - \beta_5$ 初值后进行航迹预测，将结果进行损失函数计算，然后通过算法不断调整 $\beta_0 - \beta_5$ 的值，使得损失函数值达到稳定且最小，然后记录此时 $\beta_0 - \beta_5$ 的取值，即用做实际预测时的取值。

[0110] 实际预测时使用训练得出的影响因素权重系数，按照训练模型中航迹预测部分的方法预测航班未来飞行经过的空域网格序列即可。

[0111] S103，根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似度概率，计算各个网格间的飞行时间。

[0112] 基于计算出航班的飞行网格轨迹(即网格预测轨迹)以及与网格轨迹中前后网格相同的航迹的相似度概率，再计算出各个网格间的飞行时间。网格间的飞行时间通过基于历史航迹与本航班飞行数据计算而来。

[0113] 历史航迹的飞行时间指的是过去一段时间范围内，航班在两个网格间的飞行时间，其计算公式为：

$$[0114] \quad T_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^N P_{ijm} t_m}{\sum_{m=1}^N P_{ijm}}$$

[0115] 上式中，N为由i网格飞往j网格的航迹总数， P_{ijm} 为当前航班与历史航迹m的相似度

概率(详见, t_m 为历史航迹 m 由 i 网格飞往 j 网格的飞行时间。

[0116] 综上所述, 预测航班由当前网格 i 飞行至某网格 k 的飞行时间计算方法为:

$$[0117] \quad T_{ik} = \sum_{j=i}^k T_{jj+1}$$

[0118] 上式中, $j+1$ 为当前航班预测航迹中网格 j 的下一网格, T_{jj+1} 为网格 j 到网格 $j+1$ 的预测飞行时间。

[0119] S104, 根据所述网格预测轨迹和飞行时间完成4D轨迹预测。

[0120] 从以上描述可以看出, 本发明提供的4D轨迹预测方法具有以下优点:

[0121] (1) 关于将空域网格化, 以网格为路由, 通过历史航迹进行航迹预测部分:

[0122] 无需机型性能数据, 可以随着飞行历史轨迹的积累, 本发明可自学习不同机型的飞行轨迹, 不断的完善飞行数据。历史航迹数据能够体现各管制区的指挥习惯, 比如航班基于航路左右偏离飞行; 绕过某些航路点飞行; 某些高度层飞行等情况。本专利通过对历史航迹学习可反映出各个管制空域的指挥习惯, 适应管制意图, 可提高预测准确性。

[0123] (2) 关于航班与历史航迹相似度概率计算及机器学习训练部分:

[0124] 传统的飞行轨迹预测方案, 需要针对不同机型进行复杂的飞行性能数据建模, 需要大量机型数据来辅助计算, 如爬升率, 下降率, 转弯半径等。需要人为考虑、设置全部影响航迹预测的因素。本发明以机器学习的方式通过对历史航迹数据自学习恰当的影响航迹预测的因素的对应比例系数, 再结合经验数据设置基础相似度计算方法, 使人为经验与机器学习都得到了使用与体现, 航迹预测更加准确。

[0125] (3) 关于预测航班飞行时间的计算部分:

[0126] 传统的飞行轨迹预测飞行时间, 由于仅使用典型速度, 且航迹预测误差较大, 导致时间误差较大。本发明不但提高了航迹预测的准确性, 还通过加权历史航迹数据在网格间飞行时间的方式计算得出的飞行时间, 更加贴近真实航班飞行时间, 使预测过点时间准确性大大提高。

[0127] 基于相同的发明构思, 本发明实施例提供了一种基于大数据和AI的4D轨迹预测装置。如图9所示, 该装置包括:

[0128] 构建单元10, 用于获取历史航迹数据, 并根据所述历史航迹数据构建空域三维网格;

[0129] 预测单元11, 用于在各个所述空域三维网格内, 获取当前航班数据, 并根据所述当前航班数据和历史航迹数据得到当前航班的网格预测轨迹;

[0130] 计算单元12, 用于根据所述网格预测轨迹以及与所述网格预测轨迹中前后网格相同的轨迹的相似度概率, 计算各个网格间的飞行时间;

[0131] 所述预测单元11还用于根据所述网格预测轨迹和飞行时间完成4D轨迹预测。

[0132] 其中, 所述当前航班数据包括当前航班实际飞行已经经过的 N 个网格、当前航班的航班属性和飞行意图高度, 其中 N 为自然数; 所述预测单元11具体用于:

[0133] 由当前航班位置所处的网格开始, 基于所述航班属性和飞行意图高度与历史航迹的相似程度, 计算当前航班飞行邻接各网格的概率, 并将概率最大的网格确定为当前航班即将飞往的下一网格, 以此类推得到当前航班未来飞行经过的网格序列;

[0134] 根据所述网格序列得到当前航班的网格预测轨迹。

[0135] 进一步地,所述装置还包括预处理单元,用于:

[0136] 采用数据仓库技术工具对所述历史航迹数据进行清洗及插值预处理,并去除异常航迹数据后存入大数据仓库。

[0137] 可选地,本发明实施例还提供了一种电子设备。如图10所示,该电子设备可以包括:一个或多个处理器101、一个或多个输入设备102、一个或多个输出设备103和存储器104,上述处理器101、输入设备102、输出设备103和存储器104通过总线105相互连接。存储器104用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述处理器101被配置用于调用所述程序指令执行上述基于大数据和AI的4D轨迹预测方法实施例部分的方法。

[0138] 应当理解,在本发明实施例中,所称处理器101可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),该处理器还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0139] 输入设备102可以包括键盘等,输出设备103可以包括显示器(LCD等)、扬声器等。

[0140] 该存储器104可以包括只读存储器和随机存取存储器,并向处理器101提供指令和数据。存储器104的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器。例如,存储器104还可以存储设备类型的信息。

[0141] 具体实现中,本发明实施例中所描述的处理器101、输入设备102、输出设备103可执行本发明实施例提供的基于大数据和AI的4D轨迹预测方法的实施例中所描述的实现方式,在此不再赘述。

[0142] 需要说明的是,关于上述预测装置及电子设备具体的工作流程描述,请参考前述方法实施例部分,在此不再赘述。

[0143] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到各种等效的修改或替换,这些修改或替换都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

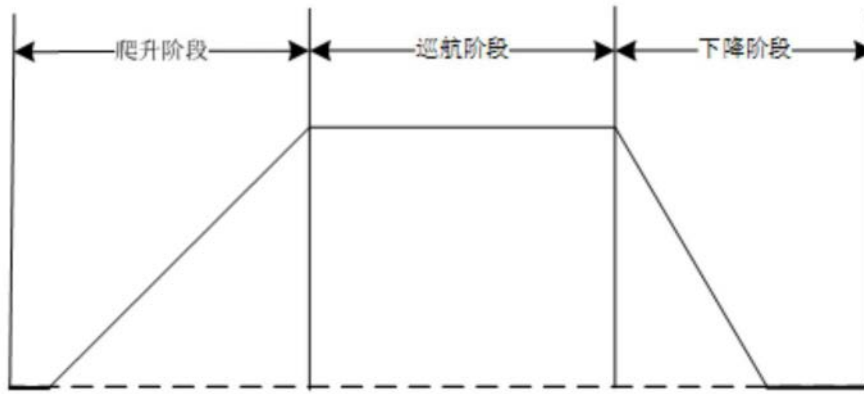


图1

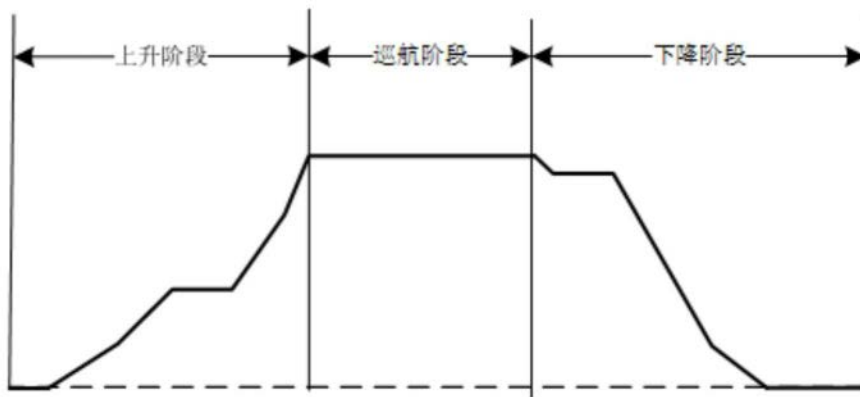


图2

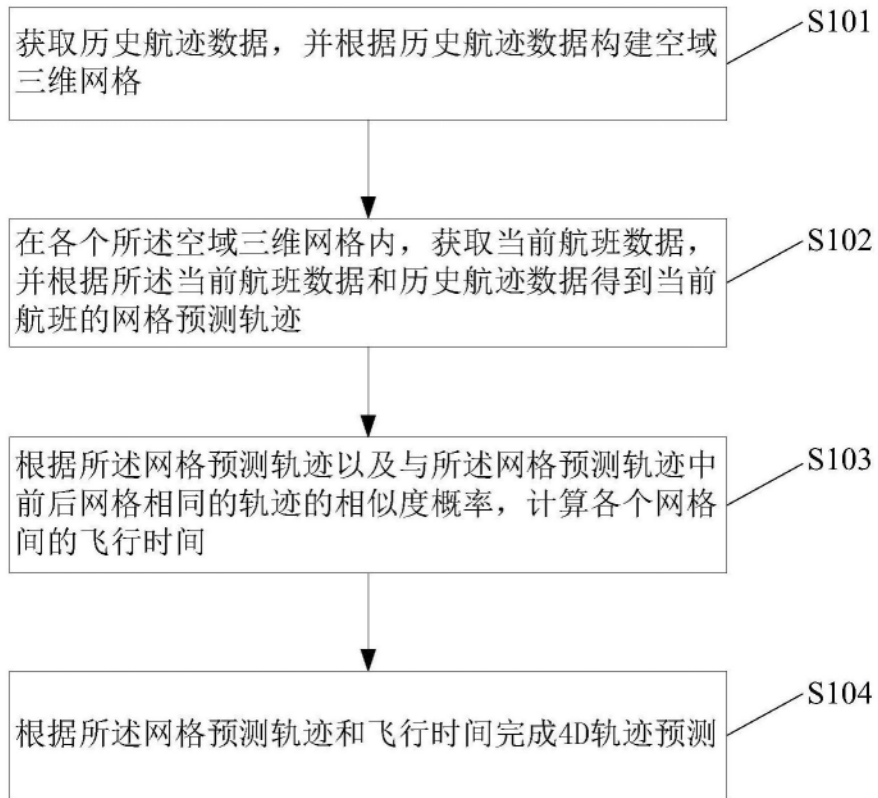


图3

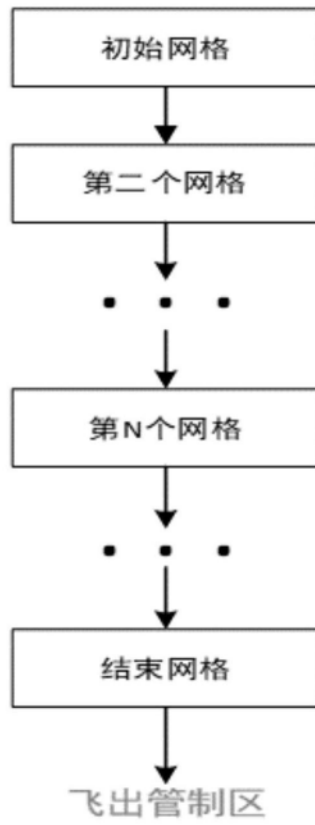


图4

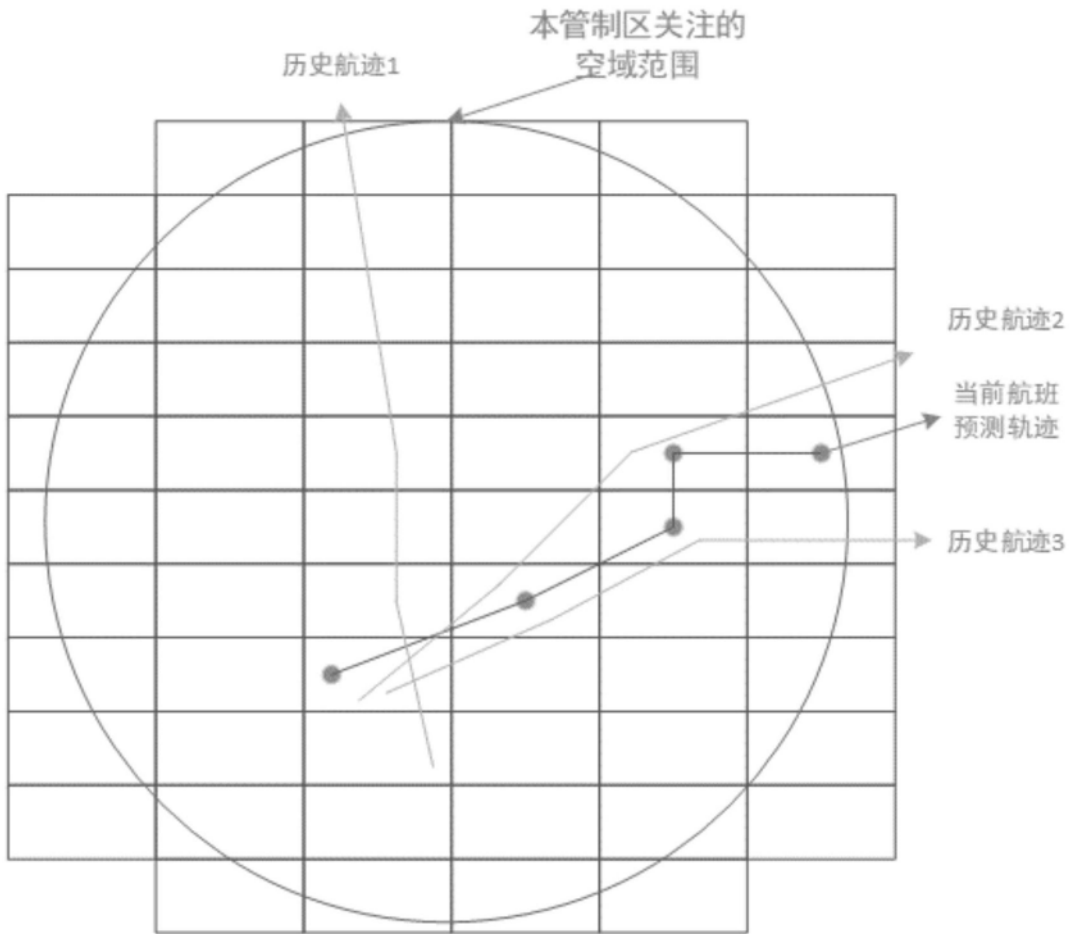


图5

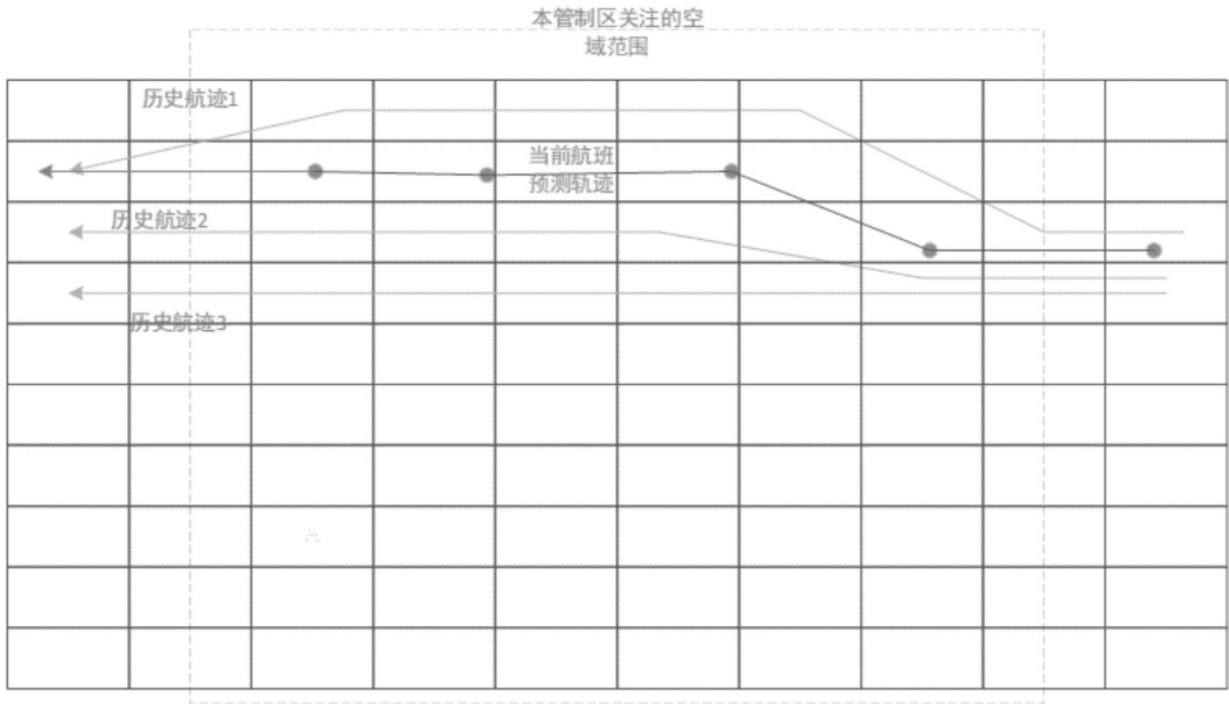


图6

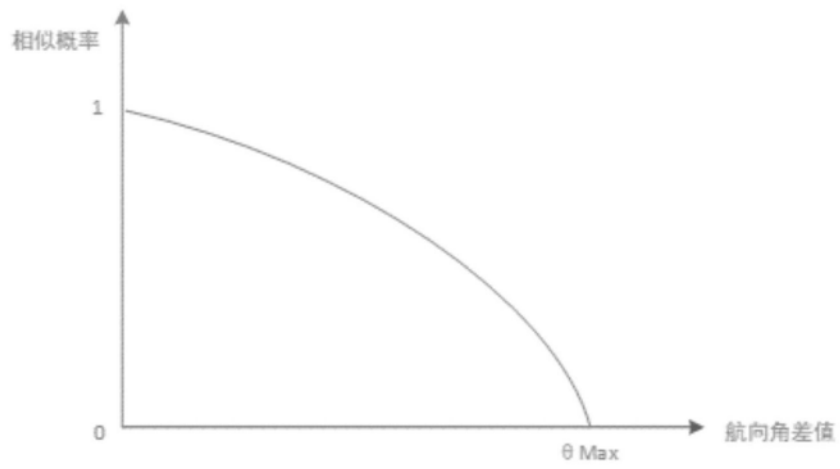


图7

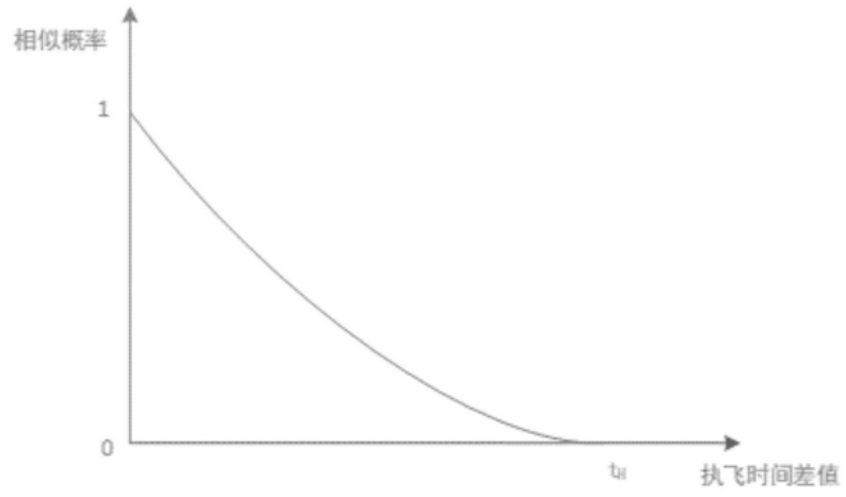


图8

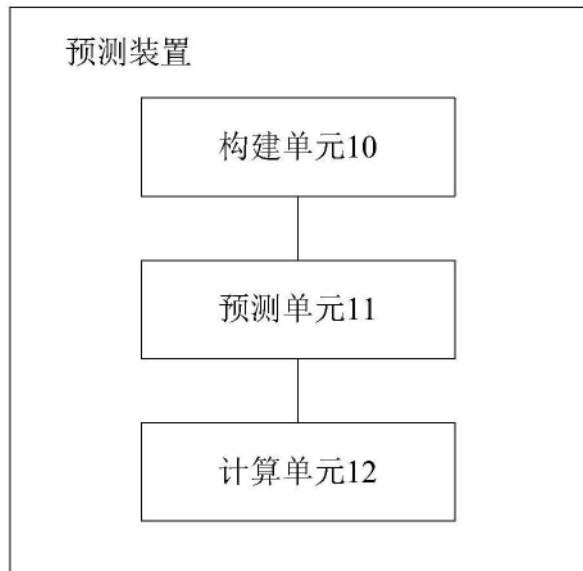


图9

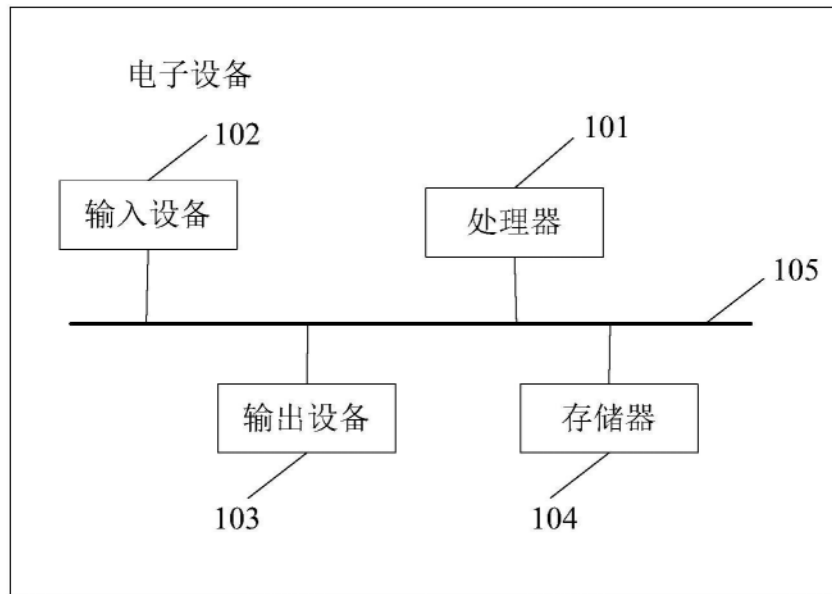


图10