

列车过隧道时长计算方法、系统及存储介质

技术领域

本发明涉及人工智能学习领域，具体是一种列车过隧道时长计算方法、系统及存储介质。

5 背景技术

提升旅客列车全旅程的乘客乘车体验有利于提升高铁客运竞争力。全面的信息提示有利于让乘客掌握当前列车运行情况，提升乘客乘车体验。目前车内的提示信息包括气温和列车时速等，但是缺乏对列车通过隧道等特殊工况的相关信息提示。

列车在进入到隧道之后，会出现通讯信息缺失的情况，这使得身处互联网时代下的人们无所适从，使得乘客乘坐舒适感迅速下降。同时隧道中黑暗的密闭环境、车辆密闭性变差后造成的耳膜不适以及未知的隧道长度会使人产生极大的焦虑感。为此设计有效精准的过隧道时长定位方法，及时的告知乘客还需在隧道中等待的时长对提升乘体验感有十分重要的作用。列车通过隧道时长计算的核心是隧道内列车的准确定位。常见的列车定位方法有以下几种：

15 1、北斗 GPS 定位式，运用北斗卫星定位可提供全方位、全天候、全天时的定位信息，但是不适用于隧道内的列车定位。

2、无线基站式，运用隧道两端的无线基站提供列车信息，有效减少了沿线轨旁设备的使用，但是不适用于隧道内的列车定位。

20 3、应答式，在铁路沿线布置多个轨旁设备，同时在列车上安装相应的车载设备，具有加好的精度，但是工程成本和维护成本巨大，实用性较差。

发明内容

本发明所要解决的技术问题是，针对现有技术不足，提供一种列车过隧道时长计算方法、系统及存储介质，实现隧道内列车至隧道出口距离的智能感知，准确估算列车在隧道内的运行时间。

25 为解决上述技术问题，本发明所采用的技术方案是：一种列车过隧道时长计算方法，利用下式估算列车通过当前隧道的剩余时长： $t = O(i) / (f_{Hz}(O(i) - O(i-1)))$ ；其中，列车当前位置距隧道出口的里程值 $O(i) = O^M(i) + \varepsilon(i)$ ； $O(i-1)$ 为列车当前位置的上一个位置距隧道出口的里程值； $O^M(i)$ 为利用当前位置特征图像与典型样本联合模板库中的图像进行相关性计算后，得到的当前位置在典型样本联合模板库中的最佳匹配位置，所述

当前位置特征图像利用采集的列车当前位置头部和尾部的样本点气象参数及当前位置往前的一段时间的气象参数序列进行相空间重构和 RGB 颜色空间组合获得, 所述典型样本联合模板库中的模板图像为对每一类隧道群体的典型样本进行相空间重构获得的列车头部和尾部气象参数演化的彩色图像; 所述每一类隧道群体典型样本是指按照隧道所处的地理位置及隧道内外的气象情况对气象参数进行归类, 并对归类后得到的区域内同类样本进一步划分后得到的样本; $\varepsilon(i)$ 为将列车运行过程中采集的气象参数输入隧道里程预测误差补偿模型后得到的补偿误差, 所述隧道里程预测误差补偿模型是指采用同类隧道群体的数据, 以温度序列、湿度序列、气压序列为输入, 以 RGB 彩色联合匹配模型的预测误差为输出, 训练最小二乘支持向量机后得到的模型; f_{Hz} 为位置更新频率。

10 本发明利用人工智能大数据分析技术, 通过列车两端的温度序列、湿度序列、气压序列数据, 实现了隧道内列车至隧道出口距离的智能感知, 本发明无需任何轨旁设备, 成本低, 实用性强。

列车当前位置距离隧道出口的距离的最终输出值 $O(i)$ 的具体确定过程包括:

- 1) 采集隧道气象参数, 构建隧道气象参数数据库;
- 15 2) 基于隧道气象参数数据库, 按照隧道所处的地理位置及隧道内、隧道外的气象情况对隧道气象参数数据库内的气象参数进行归类, 得到区域内同类样本, 实现属性相近的隧道群体的归类;
- 3) 对区域内同类样本进行进一步划分, 获取每一类隧道群体的典型样本;
- 4) 将每一类隧道群体的典型样本进行相空间重构, 获得列车头部和尾部气压气象参数演化性的彩色图像, 即模板图像; 所有典型样本对应的模板图像组成典型样本联合模板库;
- 20 5) 分别采集列车当前位置头部和尾部的样本点及当前位置往前的一段时间的样本序列, 进行相空间重构和 RGB 颜色空间组合, 构建当前位置特征图像 $\{c_h, c_f\}$; 将当前位置特征图像与典型样本联合模板库中的模板图像进行相关性计算, 确定当前位置在典型样本联合模板库中的最佳匹配位置;
- 25 6) 采用同类隧道群体的数据, 以温度序列、湿度序列、气压序列为输入, 以所述最佳匹配位置的预测误差为输出, 训练最小二乘支持向量机, 建立隧道里程预测误差补偿模型;

- 7) 实时采集列车运行过程中的气象参数, 利用所述隧道里程预测误差补偿模型获取最终的距隧道出口里程值, 即得到 $O(i)$ 。

本发明的方法能充分利用隧道内气象参数的变化实现列车位置的智能感知, 无需轨旁设备, 具有简单实用的优势。

5 步骤2) 的具体实现过程包括:

- 1) 根据隧道样本所处的地理位置将隧道群体分为 N 类;
- 2) 获取当前区域中1年以来列车通过隧道前 $T \min$ 内的平均气温分布, 采用高斯分布函数对当前区域隧道内的平均气温分布进行拟合, 将拟合后的平均气温分布按照概率均分为 K 等份, 同属于1等份的气温样本定义为当前区域下的同类气温样本, 同类气温样本对应的温度序列、湿度序列和气压序列定义为同类样本。

本发明采用地理位置对隧道进行粗分类, 再采用气象参数对同区域隧道进行精分类, 保证了模板样本的可靠性。

步骤3) 的具体实现过程包括:

- 15 1) 对当前区域下的同类样本中每个时间序列进行自回归差分滑动平均模型建模, 提取各个时间序列的特征量, 即各个时间序列的自回归项、差分项和移动回归项的参数; 区域内同类样本的所有特征量组成特征矩阵 A ; 其中所述时间序列包括温度序列、湿度序列和气压序列;
- 2) 对特征矩阵 A 进行降维处理, 选取贡献程度最大的 M 个主成分表征原始特征矩阵 A 的信息, 获取变换后的矩阵 A' ;
- 20 3) 定义核函数 $k = \alpha k_{rbf} + \beta k_{linear} + (1 - \alpha - \beta) k_{laplace}$; 其中, k_{rbf} 为径向基核函数, k_{linear} 为线性核, $k_{laplace}$ 为拉普拉斯核函数; 随机确定核函数的系数 α, β 和类别数目 n_0 的初始值, 其中 $\alpha, \beta \in [0, 1]$, n_0 为小于30的正整数;
- 4) 将矩阵 A' 中的特征值映射到核函数 k 对应的特征空间, 得到新的特征矩阵 A'' , 以 A'' 中的特征量为输入, 根据初始类别数目 n_0 , 采用k-means聚类算法实现 A'' 中特征量的聚类, 将区域内同类样本分成 n 类, 每类样本组成一

个样本簇；计算优化目标函数 $fitness = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max_{i \neq j} \left(\frac{avg(C_i) + avg(C_j)}{d_{cen}(C_i, C_j)} \right)$ ；其中，

$avg(C_i)$ 为样本簇 C_i 中样本的平均距离， $avg(C_j)$ 为样本簇 C_j 中样本的平均距离， $d_{cen}(C_i, C_j)$ 为样本簇 C_i 与样本簇 C_j 中心点间的距离；

5) 依据当前优化目标函数值 $fitness$ ，采用灰狼优化算法，更新 α, β 和 n_0 的值；

6) 重复步骤 4) 和步骤 5)，直至达到设定的优化次数 $m=100$ ，此时的 α, β 和 n_0 的值极为最终优化后的参数值，最终优化后的参数值下的聚类结果为最终聚类结果；

7) 根据最终聚类结果将当前区域下的同类样本划分为 E 个聚类样本簇，获取每个聚类样本簇的聚类中心及距离聚类中心最近的 P 个样本对应的原始时间序列 $\{X_i^n\}, i=0,1,2,\dots,P, n=0,1,2,\dots,E$ ；其中 $X_i^n = (x_i^1, x_i^2, x_i^3, x_i^4, x_i^5, x_i^6)_n$ 分别对应于列车头部采集的温度序列、列车头部采集的湿度序列、列车头部采集的气压序列、列车尾部采集的温度序列、列车尾部采集的湿度序列、列车尾部采集的气压序列；将 $P+1$ 个样本对应的原始时间序列定义为当前类隧道群体的典型样本温度序列湿度序列气压序列湿度序列温度序列气压序列温度序列湿度序列气压序列。

本发明通过自适应的方法确定典型样本，同时优化特征映射空间和特征聚类参数，有利于获得更具代表性的典型样本，保证模板的有效性。

步骤 5) 的具体实现过程包括：

- 1) 确定当前位置列车头部和尾部的温度序列、湿度序列和气压序列中当前样本点及往前的 G 个采样点；
- 2) 采用延迟坐标法进行相空间重构，获取 6 个代表列车头部和尾部温度、湿度和气压演化特性的二维重构矩阵，将 6 个矩阵分头部和尾部，按照 RGB 颜色空间组合，形成当前位置特征图像 $\{c_h, c_f\}$ ；
- 3) 将当前位置特征图像与典型样本联合模板库中的图像进行卷积运算，得到多个一维序列；
- 4) 将所有一维序列中的元素按照由大到小的顺序排序，确定最大的 L 个元素为候选元素，候选元素对应的排序前所在位置为候选位置，候选位置对应的

距隧道出口里程值为 $s_j, j=1, 2, \dots, L$;

5) 将候选位置对应的距隧道出口里程值取均值, 该均值即为当前位置在典型

样本联合模板库中的最佳匹配位置 O^M : $O^M = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L s_j$ 。

本发明将一维时间序列通过相空间重构变为二维图像有利于挖掘时间序列中细

节信息, 有利于多个时间序列的准确模板匹配。

步骤 6) 的具体实现过程包括:

1) 定义输入样本 $I = (T_h, H_h, P_h, T_f, H_f, P_f)$, 其中 $T_h = (t_1, t_2, \dots, t_G)$ 为隧道内列车

头部当前样本点及往前 G 个样本点的温度序列; H_h 为长度为 G 的列车头部

湿度序列, P_h 为长度为 G 的列车头部气压序列, T_h 为长度为 G 的列车尾部

温度序列, H_h 为长度为 G 的列车尾部湿度序列, P_h 为长度为 G 的列车尾部

气压序列; 将输出样本定义为当前位置对应的里程误差值 ε ; 输入样本和输

出样本组合 $Y = \{I, \varepsilon\}$ 构成建模样本;

2) 将所述建模样本划分为训练集和验证集;

3) 对输入样本 I 中每个维度的特征进行二进制编码, 当某维度的特征对应的编

码值为 1 时, 该特征被选择作为最小二乘支持向量机的输入变量, 当某维

度的特征对应的编码值为 0 时, 该维度的特征被舍弃;

4) 基于当前特征编码值, 更新输入样本, 得到更新后的训练集和验证集, 采

用更新后的训练集数据训练最小二乘支持向量机; 将更新后的验证集数据

输入训练好的最小二乘支持向量机, 获取最小二乘支持向量机输出序列为

$\varepsilon_k^v, k=1, 2, \dots, N_1$, N_1 为验证集中样本对的数量;

5) 重复步骤 3) 和步骤 4), 确定使优化目标函数 $f = \sum_{k=1}^{N_1} (\varepsilon_k^t - \varepsilon_k^v)^2$ 最小的输入特

征和最小二乘支持向量机, 即得到最优的输入特征和最优的最小二乘支持

向量机, 该最优的最小二乘支持向量机即为里程预测误差补偿模型; 其中,

ε_k^t 为验证集中的真实输出值。

本发明采用数据驱动的方式建立误差修正模型, 有利于减小模板与实际值偏差造成

的误差，进一步提高里程预测精度。

步骤 7) 的具体实现过程包括：

1) 采集列车通过隧道前 $T \text{ min}$ 内的平均气温分布数据，获取当前位置列车头部和尾部的温度序列和湿度序列，获取模板匹配输出值 $O^M(i)$ ，利用隧道里程

5 预测误差补偿模型获取补偿误差输出结果 $\varepsilon(i)$ ；

2) 利用下式获取列车当前位置距隧道出口的里程值 $O(i) = O^M(i) + \varepsilon(i)$ 。

本发明采用模板匹配粗预测与误差修正补偿结合的策略实现隧道历程的计算，有利于提高里程计算精度。

本发明还提供了一种列车过隧道时长计算系统，包括：

10 最佳匹配位置获取模块，用于对当前位置特征图像与典型样本联合模板库中的模板进行相关性计算，得到当前位置在典型样本联合模板库中的最佳匹配位置；所述当前位置特征图像利用采集的列车当前位置头部和尾部的样本点气象参数及当前位置往前的一段时间的气象参数序列进行相空间重构和 RGB 颜色空间组合获得，所述典型样本联合模板库中的模板图像为对每一类隧道群体的典型样本进行相空间重构获得的列车头部和尾部气象参数演化的彩色图像；所述每一类隧道群体典型样本是指按照隧道所处的地理位置及隧道内外的气象情况对气象参数进行归类，并对归类后得到的区域内同类样本进一步划分后得到的样本；

隧道里程预测误差补偿模型，采用同类隧道群体的数据，以温度序列、湿度序列、气压序列为输入，以最佳匹配位置的预测误差为输出，训练最小二乘支持向量机获得，
20 该模型输出为补偿误差 $\varepsilon(i)$ ；

剩余时长计算模块，用于根据下式估算列车通过当前隧道的剩余时长 t ：
$$t = O(i) / (f_{Hz} (O(i) - O(i-1)))$$
；其中， $O(i) = O^M(i) + \varepsilon(i)$ ， $O(i-1)$ 为列车当前位置的上一位置距隧道出口的里程值； $O^M(i)$ 为最佳匹配位置； f_{Hz} 为列车位置更新频率。

所述最佳匹配位置获取模块包括：

25 数据采集单元，用于确定当前位置列车头部和尾部的温度序列、湿度序列和气压序列中当前样本点及往前的 G 个采样点；

特征图像计算单元，用于采用延迟坐标法进行相空间重构，获取 6 个代表列车头部和尾部温度、湿度和气压演化特性的二维重构矩阵，将 6 个矩阵分头部和尾部，按照

RGB 颜色空间组合, 形成当前位置特征图像 $\{c_h, c_f\}$;

卷积单元, 用于将当前位置特征图像与典型样本联合模板库中的图像进行卷积运算, 得到多个一维序列;

5 排序单元, 用于将所有一维序列中的元素按照由大到小的顺序排序, 确定最大的 L 个元素为候选元素, 候选元素对应的排序前所在位置为候选位置, 候选位置对应的距隧道出口里程值为 $s_j, j=1, 2, \dots, L$;

输出单元, 用于对候选位置对应的距隧道出口里程值取均值, 该均值即为当前位置在典型样本联合模板库中的最佳匹配位置 O^M : $O^M = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L s_j$ 。

本发明隧道里程预测误差补偿模型的训练过程包括:

10 1) 定义输入样本 $I = (T_h, H_h, P_h, T_f, H_f, P_f)$, 其中 $T_h = (t_1, t_2, \dots, t_G)$ 为隧道内列车头部当前样本点及往前 G 个样本点的温度序列; H_h 为长度为 G 的列车头部湿度序列, P_h 为长度为 G 的列车头部气压序列, T_h 为长度为 G 的列车尾部温度序列, H_h 为长度为 G 的列车尾部湿度序列, P_h 为长度为 G 的列车尾部气压序列; 将输出样本定义为当前位置对应的里程误差值 ε ; 输入样本和输出样本组合 $Y = \{I, \varepsilon\}$ 构成建模样本;

2) 将所述建模样本划分为训练集、验证集和测试集;

3) 对输入样本 I 中每个维度的特征进行二进制编码, 当某维度的特征对应的编码值为 1 时, 该特征被选择作为最小二乘支持向量机的输入变量, 当某维度的特征对应的编码值为 0 时, 该维度的特征被舍弃;

20 4) 基于当前特征编码值, 更新输入样本, 得到更新后的训练集、验证集和测试集, 采用更新后的训练集数据训练最小二乘支持向量机; 将更新后的验证集数据输入训练好的最小二乘支持向量机, 获取最小二乘支持向量机输出序列为 $\varepsilon_k^v, k=1, 2, \dots, N_1$, N_1 为验证集中样本对的数量;

5) 重复步骤 3) 和步骤 4), 确定使优化目标函数 $f = \sum_{k=1}^{N_1} (\varepsilon_k^t - \varepsilon_k^v)^2$ 最小的输入特

25 征和最小二乘支持向量机, 即得到最优的输入特征和最优的最小二乘支持

向量机，该最优的最小二乘支持向量机即为里程预测误差补偿模型；其中， ϵ_k^t 为验证集中的真实输出值。

作为一个发明构思，本发明还提供了一种计算机可读存储介质，其存储有程序；所述程序被配置为用于执行本发明方法的步骤。

5 与现有技术相比，本发明所具有的有益效果为：

1、本发明利用人工智能大数据分析技术，充分挖掘隧道内气压气象参数随隧道深度变化的潜在规律。通过列车两端获取的温度、湿度和气压序列数据，实现隧道内列车至隧道出口距离的智能感知，在此基础上实现了列车在隧道内停留时间的有效估算；

2、本发明可为乘客提供准确的信息提示（例如温度、湿度和隧道内停留剩余时间
10 信息等），有利于提升乘客乘车体验。

3、本发明在建模完成后只需要车载温度、湿度和气压传感器即可实现输入数据采集，无需任何轨旁设备，具有较大的推广价值。

附图说明

图 1 为本发明主流程图；

15 图 2 为本发明时间序列相空间重构与 RGB 联合模板匹配示意图。

具体实施方式

如图 1，本发明实施例 1 具体步骤如下：

步骤 1：采集隧道气压气象参数，构建隧道气压气象参数数据库

通过分布于列车两端的车载传感器实时采集列车通过时隧道内的温度，湿度和气压
20 序列，通过事先安装在隧道内和车上的应答装置采集列车在隧道内的里程时间序列，采样频率为 10Hz。采用列车进入隧道前 $T \text{ min}$ 采集的温度和湿度的平均值作为当地温度、湿度平均值的估计值。列车一次通过某隧道时位于列车两端的传感器采集的温度序列、湿度序列、气压序列及进入隧道前获取的所在区域的平均气温、平均湿度的估计值，构成 1 组隧道气象参数样本。辖区内所有列车 1 年内运行采集的隧道气象参数样本构成隧道
25 气象参数数据库。T 取值范围为[10, 20]，本发明中，T=10。

步骤 2：隧道群气压气象参数分类

基于隧道气象参数数据库，按照隧道所处的地理位置及隧道内外的气象情况对数据库内的气象参数进行归类，实现属性相近的隧道群体的归类。具体实现流程如下：

步骤 A1：按照中国建筑区划对中国气候特征的划分，根据隧道气象参数数据库中

的隧道样本所处的地理位置将隧道群归为 7 类。

步骤 A2: 获取当前区域中 1 年以来列车通过隧道前 $T \text{ min}$ 内的平均气温分布, 采用高斯分布函数对平均气温分布进行拟合。将平均气温分布按照概率均分为 10 等份, 同属于 1 等份的气温样本定义为当前区域下的同类气温样本, 同类气温样本对应的温度序列、湿度序列和气压序列定义为同类样本。

步骤 3: 区域内同类样本典型样本表征

对每个基于隧道群体类别粗划分输入属性集合获得的区域内同类样本进行进一步划分。具体包括以下子步骤:

步骤 B1: 对同类样本中列车通过隧道时的温度、湿度和气压序列进行演化特征提取。具体步骤为对每个时间序列进行自回归差分滑动平均模型 (ARIMA) 建模, 提取各个序列的自回归项、差分项和移动回归项的参数。具体地, 列车一次通过隧道采集的时间序列可采集 6 列时间序列, 因此列车一次通过隧道提取的特征量可表示为 $a = (p_1, d_1, q_1, p_2, d_2, q_2, \dots, p_6, d_6, q_6)$, 其中 p_1 为时间序列 1 的自回归项数, d_1 为时间序列 1 的差分次数, q_1 为时间序列 1 移动平均项数。区域内同类样本的所有特征量组成特征矩阵 A 。

步骤 B2: 采用主成分分析算法 (PCA) 对区域内同类样本的所有特征量组成特征矩阵 A 进行降维处理。选取贡献程度最大的 5 个主成分表征原始特征矩阵 A 的信息, 获取变换后的矩阵 A' 。

步骤 B3: 定义核函数

$$k = \alpha k_{rbf} + \beta k_{linear} + (1 - \alpha - \beta) k_{laplace} \quad (1)$$

式中 k_{rbf} 为径向基核函数, k_{linear} 为线性核, $k_{laplace}$ 为拉普拉斯核函数。将 A' 矩阵中的特征值映射到核函数 k 对应的特征空间。

步骤 B4: 确定优化的对象, 采用灰狼优化算法 (GWO) 优化核函数的系数 α, β 和类别数目。其中 $\alpha, \beta \in [0, 1]$, 类别数目为小于 20 的正整数。

步骤 B5: 确定优化目标函数

$$fitness = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max_{i \neq j} \left(\frac{avg(C_i) + avg(C_j)}{d_{cen}(C_i, C_j)} \right) \quad (2)$$

式中 $avg(C_i)$ 为簇 C_i 中样本的平均距离, $d_{cen}(C_i, C_j)$ 为簇 C_i 与簇 C_j 中心点间的距离。

步骤 B6: 按上述设定参数, 采用灰狼优化算法优化的 k-means 聚类算法实现降维后特征的聚类。获取每个聚类样本簇的聚类中心及距离聚类中心最近的 5 个样本对应的原始时间序列 $\{X_i^1\}, i=0,1,2,\dots,5$ 。其中 $X_i^1=(x_i^1, x_i^2, x_i^3, x_i^4, x_i^5, x_i^6)$ 对应于列车头部采集的温度序列、列车头部采集的温度序列、列车头部采集的气压序列、列车尾部采集的温度序列、列车尾部采集的温度序列、列车尾部采集的气压序列。将时间序列集合 $\{X_i^1\}, i=0,1,2,\dots,5$ 定义为当前类别的典型样本。

步骤 4: 构建典型样本联合模板库

将典型样本进行相空间重构, 设定延迟时间为 1, 窗口长度为 5, 采用延迟坐标法对温度、湿度和气压序列进行相空间重构, 获取三个代表列车头部温度、湿度和气压演化特性和三个代表列车尾部温度、湿度和气压演化特性的二维重构矩阵, 将三个矩阵按照 RGB 颜色空间组合, 形成列车头部和尾部气压气象参数演化性的彩色图像, 该彩色图像即为模板图像 $\{h_i, f_i\}, i=0,1,2,\dots,5$ 。

步骤 5: 训练模板 RGB 彩色联合匹配模型 (如图 2 所示)

分别采集列车当前位置头部和尾部的样本点的气象数据及往前的一段时间的气象样本序列, 进行相空间重构和 RGB 颜色空间组合, 构建当前位置特征图像 $\{c_h, c_f\}$ 。将当前位置特征模块与模板库中图像进行相关性计算, 确定当前位置在模板库中的最佳匹配位置。具体包括以下步骤:

步骤 C1: 列车当前位置头部和尾部的温度、湿度和气压序列中当前样本点及往前的 19 个采样点的相关气象数据。

步骤 C2: 设定延迟时间为 1, 窗口长度为 5, 采用延迟坐标法进行相空间重构, 获取 6 个代表列车头尾部温度、湿度和气压演化特性的二维重构矩阵, 将 6 个矩阵分头尾按照 RGB 颜色空间组合, 形成当前位置特征图像 $\{c_h, c_f\}$ 。

步骤 C3: 将当前位置特征图像与模板库中的图像进行卷积运算 $g_i = h_i \otimes c_h + f_i \otimes c_f, i=0,1,2,\dots,5$, 其中每个 g_i 均为一个一维序列。

步骤 C4: 对所有 g_i 序列中的元素进行由大到小的排序, 确定的最大的 5 个元素为候选元素, 候选元素对应的排序前所在位置为候选位置, 候选位置对应的距隧道出口里程

值为 $s_j, j=1,2,\dots,5$ 。

步骤 C5: 对候选位置对应的距隧道出口里程值取均值, 该均值为当前的模板匹配输出值, 即模板匹配输出值计算公式为:

$$O^M = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 s_j \quad (3)$$

5 步骤 6: 建立联合模板匹配误差补偿模型

采用同类隧道群体的数据, 以温度序列、湿度序列、气压序列为输入, 以模板匹配模型的预测误差为输出, 训练最小二乘支持向量机 (LSSVM), 建立隧道里程预测误差补偿模型。具体包括以下步骤:

步骤 D1: 定义训练样本, 定义输入样本 $I=(T_h, H_h, P_h, T_f, H_f, P_f)$, 其中
 10 $T_h=(t_1, t_2 \dots, t_{19}, t_{20})$ 为隧道内列车头部当前样本点及往前 19 个样本点的温度序列。类似的, H_h 为长度为 20 的列车头部湿度序列, P_h 为长度为 20 的列车头部气压序列, T_h 为长度为 20 的列车尾部温度序列, H_h 为长度为 20 的列车尾部湿度序列, P_h 为长度为 20 的列车尾部气压序列。输出样本为当前位置对应的里程误差值 ε 。输入和输出组合 $Y=\{I, \varepsilon\}$ 构成建模样本。针对每个同类隧道群体, 选取 3000 个样本用于建立里程预测
 15 误差补偿模型。

步骤 D2: 将建模样本划分为训练集和验证集。采用无放回随机采样的方式选取建模样本中 3000 个样本对中的 70% 作为训练集, 30% 作为验证集。

步骤 D3: 确定优化对象, 初始化优化值。采用二进制蚁狮算法优化模型的输入特征, 即对输入样本 I 中每个维度的特征进行二进制编码, 当某维度的特征对应的编码值为 1 时, 该特征被选择作为 LSSVM 模型的输入变量, 当某维度的特征对应的编码值为 0 时, 该维度的特征将被舍弃。将 60 个维度特征随机初始化编码为 0 或 1。
 20

步骤 D4: 确定优化目标函数。基于当前特征编码值, 确定输入特征, 采用训练集数据训练 LSSVM 模型。将验证集数据输入训练好的 LSSVM 模型, 获取模型输出序列为 $\varepsilon_k^v, k=1,2,\dots,900$ 。定义优化目标函数

$$f = \sum_{k=1}^{900} (\varepsilon_k^t - \varepsilon_k^v)^2 \quad (4)$$

式中 $\varepsilon'_k, k=1, 2 \dots 900$ 验证集的真实输出值。

步骤 D5: 输出优化预测模型。采用二进制蚁狮算法进行迭代优化运算, 确定最优的输入特征和 LSSVM 模型, 该模型为 LSSVM 里程预测误差补偿模型。

步骤 7: 获取测试数据, 调用里程预测模型

- 5 列车运行过程中, 采集实时气压气象参数, 构建当前状态特征图像, 进行三维图像模板搜索匹配; 确定误差补偿输入变量, 误差补偿模型。将模板匹配输出与误差补偿输出融合获取最终的距隧道出口里程值。具体包括以下步骤:

步骤 E1: 采集列车通过隧道前 $T \min$ 内的平均气温分布。确定当前状态 (即列车当前位置的气象参数) 所属于的样本类别。利用安装在列车头部和尾部的温度湿度传感器, 10 获取当前的温度序列和湿度序列。

步骤 E2: 依据当前平均气温确定的当前状态所属的样本类别, 提取相应的模板库。

步骤 E3: 参照步骤 3 中的流程, 在模板库中确定最佳匹配位置, 输出当前样本点的模板匹配输出值 $O^M(i)$ 。

- 步骤 E4: 参照步骤 6 中的流程 C1 的流程, 获取当前状态的模型输入向量 I , 代入 15 训练好的 LSSVM 模型, 获取补偿误差输出结果 $\varepsilon(i)$ 。

步骤 E5: 融合三维模板匹配输出值和 LSSVM 模型输出值, 获取当前位置距离隧道出口的距离的最终输出值为

$$O(i) = O^M(i) + \varepsilon(i) \quad (5)$$

步骤 8: 出隧道预测剩余时长计算

- 20 可根据下式对列车通过当前隧道的剩余时长进行估算:

$$t = O(i) / (f_{Hz} (O(i) - O(i-1))) \quad (6)$$

式中 f_{Hz} 为位置更新频率, 本发明中, $f_{Hz} = 50 \text{ Hz}$ 。

对应于实施例 1 的方法, 本发明实施例 2 提供了列车过隧道时长计算系统, 其包括:

- 最佳匹配位置获取模块, 用于对当前位置特征图像与典型样本联合模板库中的模板 25 进行相关性计算, 得到当前位置在典型样本联合模板库中的最佳匹配位置; 所述当前位置特征图像利用采集的列车当前位置头部和尾部的样本点气象参数及当前位置往前的一段时间的气象参数序列进行相空间重构和 RGB 颜色空间组合获得, 所述典型样本联合模板库中的模板图像为对每一类隧道群体的典型样本进行相空间重构获得的列车头

部和尾部气象参数演化的彩色图像；所述每一类隧道群体典型样本是指按照隧道所处的地理位置及隧道内外气象情况对气象参数进行归类，并对归类后得到的区域内同类样本进一步划分后得到的样本；

- 5 隧道里程预测误差补偿模型，采用同类隧道群体的数据，以温度序列、湿度序列、气压序列为输入，以最佳匹配位置的预测误差为输出，训练最小二乘支持向量机获得，该模型输出为补偿误差 $\varepsilon(i)$ ；

剩余时长计算模块，用于根据下式估算列车通过当前隧道的剩余时长 t ：

$$t = O(i) / (f_{Hz} (O(i) - O(i-1)))$$
；其中， $O(i) = O^M(i) + \varepsilon(i)$ ， $O(i-1)$ 为列车当前位置的上一位置距隧道出口的里程值； $O^M(i)$ 为最佳匹配位置； f_{Hz} 为列车位置更新频率。

- 10 最佳匹配位置获取模块包括：

数据采集单元，用于确定当前位置列车头部和尾部的温度序列、湿度序列和气压序列中当前样本点及往前的 G 个采样点；

特征图像计算单元，用于采用延迟坐标法进行相空间重构，获取 6 个代表列车头部和尾部温度、湿度和气压演化特性的二维重构矩阵，将 6 个矩阵分头部和尾部，按照

- 15 RGB 颜色空间组合，形成当前位置特征图像 $\{c_h, c_f\}$ ；

卷积单元，用于将当前位置特征图像与典型样本联合模板库中的图像进行卷积运算，得到多个一维序列；

排序单元，用于将所有一维序列中的元素按照由大到小的顺序排序，确定最大的 L 个元素为候选元素，候选元素对应的排序前所在位置为候选位置，候选位置对应的距隧

- 20 道出口里程值为 $s_j, j = 1, 2, \dots, L$ ；

输出单元，用于对候选位置对应的距隧道出口里程值取均值，该均值即为当前位置

在典型样本联合模板库中的最佳匹配位置 O^M ：
$$O^M = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L s_j$$
。

本实施例中的数据采集单元为安装于列车头部和尾部的各类传感器，例如温度传感器、湿度传感器、气压传感器。

- 25 所述隧道里程预测误差补偿模型的训练过程包括：

1) 定义输入样本 $I = (T_h, H_h, P_h, T_f, H_f, P_f)$ ，其中 $T_h = (t_1, t_2, \dots, t_G)$ 为隧道内列车头部

- 当前样本点及往前 G 个样本点的温度序列； H_h 为长度为 G 的列车头部湿度序列， P_h 为长度为 G 的列车头部气压序列， T_f 为长度为 G 的列车尾部温度序列， H_f 为长度为 G 的列车尾部湿度序列， P_f 为长度为 G 的列车尾部气压序列；将输出样本定义为当前位置对应的里程误差值 ε ；输入样本和输出样本组合
- 5 $Y = \{I, \varepsilon\}$ 构成建模样本；
- 2) 将所述建模样本划分为训练集和验证集；
- 3) 对输入样本 I 中每个维度的特征进行二进制编码，当某维度的特征对应的编码值为 1 时，该特征被选择作为最小二乘支持向量机的输入变量，当某维度的特征对应的编码值为 0 时，该维度的特征被舍弃；
- 10 4) 基于当前特征编码值，更新输入样本，得到更新后的训练集和验证集，采用更新后的训练集数据训练最小二乘支持向量机；将更新后的验证集数据输入训练好的最小二乘支持向量机，获取最小二乘支持向量机输出序列为 $\varepsilon_k^v, k=1, 2, \dots, N_1$ ， N_1 为验证集中样本对的数量；
- 5) 重复步骤 3) 和步骤 4)，确定使优化目标函数 $f = \sum_{k=1}^{N_1} (\varepsilon_k^t - \varepsilon_k^v)^2$ 最小的输入特征
- 15 和最小二乘支持向量机，即得到最优的输入特征和最优的最小二乘支持向量机，该最优的最小二乘支持向量机即为里程预测误差补偿模型；其中， ε_k^t 为验证集中的真实输出值。

本发明实施例 3 提供了一种计算机可读存储介质，其存储有程序；所述程序被配置为用于执行本发明实施例 1 方法的步骤。