

权利要求

- 1、一种列车过隧道时长计算方法，其特征在于，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模板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；所述气象参数是指列车运行过程中列车头部对应的温度序列、列车头部对应的湿度序列、列车头部对应的气压序列、列车尾部对应的温度序列、列车尾部对应的湿度序列、列车尾部对应的气压序列。
- 2、根据权利要求 1 所述的列车过隧道时长计算方法，其特征在于，列车当前位置距离隧道出口的里程值 $O(i)$ 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；
 - 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；

- 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；
- 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 $O(i)$ 。

3、根据权利要求 2 所述的列车过隧道时长计算方法，其特征在于，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；T 为设定的时间。

4、根据权利要求 1~3 之一所述的列车过隧道时长计算方法，其特征在于，步骤 3) 的具体实现过程包括：

- 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' ；
- 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

5 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 10 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 $X_i^n = (x_i^1, x_i^2, x_i^3, x_i^4, x_i^5, x_i^6)_n$ 15 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、列车尾部采集的温度序列、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。

5、根据权利要求 1~4 之一所述的列车过隧道时长计算方法, 其特征在于, 步骤 5) 20 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 25 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 : $O^M = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L s_j$ 。
- 6、根据权利要求 1~5 之一所述的列车过隧道时长计算方法, 其特征在于, 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_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 $Y = \{I, \varepsilon\}$ 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。

7、根据权利要求 1~6 之一所述的列车过隧道时长计算方法，其特征在于，步骤 7) 的具体实现过程包括：

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

8、一种列车过隧道时长计算系统，其特征在于，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
15 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；

20 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 $\varepsilon(i)$ ；

25 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。

9、根据权利要求 8 所述的系统，其特征在于，所述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 RGB 颜色空间组合，形成当前位置特征图像 $\{c_h, c_f\}$ ；

5 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模板图像进行卷积运算，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道出口里程值为 $s_j, j=1, 2, \dots, L$ ；

10 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 ： $O^M = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L s_j$ ；

优选地，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 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 $Y = \{I, \varepsilon\}$ 构成建模样本；

2) 将所述建模样本划分为训练集和验证集；

20 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。

- 5 10、一种计算机可读存储介质, 其存储有程序; 其特征在于, 所述程序被配置为用于执行权利要求 1~7 之一所述方法的步骤。