

基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法及系统

技术领域

本发明涉及长大隧道内列车定位技术，具体是一种基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法及系统。

5 背景技术

近年来，越来越多铁路线路铺往中国的西部地区，随着地势和地形的变化，线路不免经过很多高山地区，在隧道内搜索不到导航卫星的信号，会造成短暂信息失联，形成导航盲区，危及行车安全。隧道内列车准确定位对保证列车行车安全具有重要意义。

目前国内对于长大隧道（单洞长度 10 千米以上的隧道）这一典型导航盲区内的列车定位方向的研究尚处于初步阶段，为避免由于信号缺失而造成的定位盲区和行车事故，需开发定位准确、成本适合且易实施的定位装备及方法。目前的列车隧道定位方法有以下几种：

隧道导航信息仿真系统，通过卫星信号模拟器获取信息再生成仿真导航信息经过光缆发送至目标列车，能够实现载隧道内的连续导航定位仿真，达到降低成本，解决隧道内信息丢失和时间不连续问题的目的。但所需光缆组较多，对硬件条件需求高，且在实际应用中需要针对不同地形位置特别设计，普适性差。

轨旁列车定位装置，在列车运行过程中获取轨旁设备图像，通过轨旁智能识别装置结合电子地图，实现对列车的定位。识别精度会随相机的帧率的提升而提升，但需要在沿线布置轨旁设备，维护成本较高。

20 此外还有测速计算式定位和应答式定位等技术，但同样存在定位精度不高或者维护成本过高的问题，综上可知现有的隧道内列车定位技术难以在保证较高的定位精度下实现大面积推广。

发明内容

25 本发明所要解决的技术问题是，针对现有技术不足，提供一种基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法及系统，解决长大隧道典型导航盲区内列车定位难的问题，降低定位成本。

为解决上述技术问题，本发明所采用的技术方案是：一种基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，包括以下步骤：

- S1、实时采集列车通过时隧道内的隧道气象参数，构建隧道气象参数数据库；
- 30 S2、基于所述隧道气象参数数据库，对属性相近的隧道群体进行归类，获取各类别

隧道群体的典型隧道样本；

S3、利用所述典型隧道样本构建典型序列 HSV 颜色空间模板库；

S4、利用所述 HSV 颜色空间模板库训练 HSV 模板匹配模型；采用同类隧道群体的数据，训练相关向量机，建立隧道里程预测模型；

5 S5、构建 HSV 模板匹配模型与隧道里程预测模型的融合模型，得到里程预测融合模型；

S6、获取列车运行过程中的隧道气象参数数据，调用里程预测融合模型，预测列车位置。

10 本发明利用人工智能大数据分析技术，建立里程预测模型，建模完成后只需要车载传感器即可实现输入数据采集，无需任何轨旁设备，降低了系统建设成本和维护成本。

步骤 S1 中，构建隧道气象参数数据库的具体过程包括：采集列车一次通过某隧道时采集的温度序列、湿度序列、所在区域的经度、纬度以及时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量的预测值，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气象参数数据库。本发明的数据库构建过程可以保证
15 获取足够数量的样本数据，提高预测融合模型的预测精度。

步骤 S2 的具体实现过程包括：

a) 将隧道所在区域经度、纬度坐标转换为平面坐标；对隧道气象参数进行归一化处理，处理后的经度、纬度坐标和隧道气象参数组成隧道类别粗划分输入属性集合；
20 b) 以隧道类别粗划分输入属性为对象，采用 OPTICS 算法进行隧道群样本输出排序，比较排序后的序列的可达距离与设定邻域距离参数 ε ，序列中可达距离小于邻域距离参数 ε 的连续样本构成一个聚类样本簇；获取每个聚类样本簇的聚类中心 X_0^1 及距离聚类中心最近的 T1 个样本 $\{X_{T1}^1\}, i=1, 2, \dots, T1$ ；其中 $X_i^1 = (x_i^1, x_i^2, x_i^3, \dots, x_i^T)$ ， x_i^1, x_i^2 对应于处理后的经度和纬度， $x_i^3, \dots, x_i^T$ 对
25 应于处理后的隧道气象参数；将聚类中心 X_0^1 和 T1 个样本定义为当前类别隧道群体的表征样本，该表征样本中的 T1 个样本即为当前类别隧道群体的典型隧道样本。

通过上述过程，实现了属性相近的隧道群体的粗分类。

步骤 S2 的具体实现过程包括：

- 1) 将聚类样本簇中列车通过隧道时的温度时间序列和湿度序列进行镜像延拓, 将聚类样本簇内的温度序列、湿度序列转化为长度分别等于各自最长样本长度的序列;
- 2) 设定延迟时间和窗口长度, 采用延迟坐标法对温度、湿度时间最长样本长度的序列进行相空间重构, 获取代表温度、湿度演化特性的二维重构矩阵;
- 3) 将所述二维重构矩阵输入训练自动编码器, 获取用于进一步划分的深度特征属性集合;
- 4) 将深度特征属性集合作为输入, 按照步骤 b) 的流程获取二次聚类的每个聚类样本簇的聚类中心 X_0^2 及距离聚类中心最近的 T1 个样本; 将聚类中心 X_0^2 和 T1 个样本定义为当前类别隧道群体二次聚类的表征样本, 该二次聚类的表征样本中的 T1 个样本即为当前类别隧道群体的典型隧道样本。

上述步骤 S2 的实现过程实现了隧道群体的精确分类, 可以保证后续 HSV 颜色空间模板库的数据更加精确, 进而提高预测融合模型的预测精度。

- 步骤 S3 中, 利用所述典型隧道样本构建典型序列 HSV 颜色空间模板库的具体实现过程包括: 将典型隧道样本中随隧道里程变化的气温和湿度参数序列作为对应类别隧道群体的模板序列, 设定延迟时间和窗口长度, 采用延迟坐标法对温度、湿度和温度差分序列时间序列进行相空间重构, 获取三个代表温度、湿度演化特性的二维重构矩阵, 将三个二维重构矩阵组合按照 HSV 颜色空间组合, 形成彩色图像, 即得到典型序列 HSV 颜色空间模板库中的模板图像。该实现通过温度、湿度和温度差构建二维重构矩阵, 计算过程简单。

步骤 S4 中, 训练 HSV 模板匹配模型的具体实现过程包括:

- 1) 采集温度、湿度和温度差分时间序列中当前样本点及当前样本点往前的 N 个采样点;
- 2) 设定延迟时间和窗口长度, 采用延迟坐标法进行相空间重构, 获取三个代表温度、湿度演化特性的二维重构矩阵, 将三个矩阵组合按照 HSV 颜色空间组合, 形成当前位置特征图像;
- 3) 将当前位置特征图像与典型序列 HSV 颜色空间模板库中的模板图像进行卷积运算, 得到多个一维序列;
- 4) 对所有一维序列中的元素进行由大到小的排序, 确定的最大的 T2 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，获取候选位置对应的里程值；

5) 对所有候选位置对应的所有里程值取均值，得到当前的 HSV 模板匹配模型输出序列。

5 通过上述过程可以确定列车当前位置在模板库中的最佳匹配位置，进一步提高预测精度。

步骤 S4 中，训练相关向量机，建立隧道里程预测模型的具体实现过程包括：

- 1) 定义输入样本 $I = (T, H, t_0, h_0, r_0)$ ，其中 $T = (t_1, t_2 \cdots, t_M)$ 为隧道内当前样本点及往前 M 个样本点的温度时间序列， $H = (h_1, h_2 \cdots, h_M)$ 为隧道内的当前样本点及往前 N 个样本点的湿度序列， t_0, h_0 和 r_0 分别为从气象站获取的时平均气温、时平均湿度和时平均太阳辐射量的预测值；定义输出样本为当前位置对应的里程值 O ，输入和输出组合 $Y = \{I, O\}$ 构成建模样本；针对每个同类隧道群体，选取 M 个建模样本；
- 2) 将 M 个建模样本随机划分训练集、验证集和测试集；
- 15 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 RVM 模型的输入变量，当某维度的特征对应的编码值为 0 时，该维度的特征被舍弃；
- 4) 基于当前特征编码值，确定新的输入特征，更新训练集、验证集和测试集，采用更新后的训练集数据训练 RVM 模型，将更新后的验证集数据输入训练好的 RVM 模型，获取模型输出序列 $O_k^v, k = 1, 2 \cdots M_1$ ； $M_1 = 0.3M$ ；
- 20 5) 重复步骤 3) 和步骤 4)，确定使优化目标函数 $f = \sum_{k=1}^{M_1} (O_k^t - O_k^v)^2$ 最小的最优的输入特征和 RVM 模型，该 RVM 模型即为隧道里程预测模型；其中， O_k^t 为验证集中的真实输出值。

25 利用相关向量机 (RVM) 获取隧道里程预测模型，可以提高隧道里程预测模型的预测精度。

HSV 模板匹配模型与隧道里程预测模型的融合模型 $O_{k1}^F = a_R O_{k1}^R + a_M O_{k1}^M$ ；其中，

$$k1=1,2\cdots M_2, \quad M_2=0.1M; \quad a_R = \frac{E^M}{E^R + E^M}; \quad a_M = \frac{E^R}{E^R + E^M}; \quad E^R = \sum_{k1=1}^{M_2} |O_{k1}^M - O_{k1}^E|;$$

$$E^M = \sum_{k1=1}^{M_2} |O_{k1}^M - O_{k1}^E|; \quad O_{k1}^R \text{ 为将测试集数据输入隧道里程预测模型后得到的输出序列; } O_{k1}^E$$

为测试集中的真实输出结果; O_{k1}^M 为将测试集输入 HSV 模板匹配模型后得到的输出序列。

步骤 S6 中, 预测列车位置的具体实现过程包括: 计算当前样本点的 RVM 模型输入
5 向量, 将该 RVM 模型输入向量代入目标模型中, 获取隧道里程预测模型输出值; 获取
当前样本点的 HSV 模板匹配模型输入值, 代入 HSV 模板匹配模型中, 获取 HSV 模板
匹配模型输出值; 将里程预测模型输出值和 HSV 模板匹配模型输出值代入里程预测融
合模型, 获取最终列车位置预测结果; 其中, 目标模板是指二次聚类目标样本簇下训练
10 类表征样本间最小值对应的样本簇; 所述一次聚类目标样本簇是指当前样本点到所有聚
类表征样本间最小值对应的样本簇; 所述聚类表征样本是指聚类样本簇中的样本, 所述
聚类样本簇是指以隧道类别粗划分输入属性为对象, 采用 OPTICS 算法进行隧道群样本
输出排序得到的序列的可达距离与设定邻域距离参数 ε 之间的值小于邻域距离参数 ε 的
连续样本构成的样本簇。

15 相应地, 本发明还提供了一种基于气象参数的高速列车导航盲区定位系统, 包括安
装于列车上的、用于采集隧道内的气象参数的传感器; 所述传感器与计算机设备通信;
所述计算机设备被编程或配置为执行本发明所述方法的步骤。

与现有技术相比, 本发明所具有的有益效果为:

1、本发明充分利用人工智能大数据分析技术, 充分挖掘隧道内环境参数随隧道深
20 度变化的潜在规律, 从数据驱动建模的角度解决了长大隧道这一典型导航盲区内列车定
位难的问题;

2、本发明在建模完成后只需要车载温湿度传感器即可实现输入数据采集, 无需任
何轨旁设备, 降低了系统建设成本和维护成本。

附图说明

25 图 1 为数据采集及类别粗划分流程图;
图 2 为类别二次划分及模型建立流程图;
图 3 为时间序列相空间重构与 HSV 颜色空间组合;

图 4 为测试过程模型调用流程图。

具体实施方式

本发明实施例 1 提供了一种高速列车导航盲区定位方法，具体包括以下步骤：

步骤 1：采集隧道气象参数，构建隧道气象参数数据库

- 5 通过车载传感器实时采集列车通过时隧道内的温度和湿度和里程时间序列，采样间隔为 0.1s。利用隧道所在地区的气象站获取当前位置的经纬度、时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量的预测值。列车一次通过某隧道时采集的温度序列、湿度序列、所在区域的经纬度以及时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量的预测值构成 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气象参数数据库。

步骤 2：隧道气象参数多尺度分层分类

- 15 基于隧道气象参数数据库，以通过某隧道时采集的温度序列、湿度序列、所在区域的经纬度（经度和纬度）以及时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量（分别对应逐小时平均气温，逐小时平均湿度，逐小时平均太阳辐射量，即每小时的平均值）的预测值作为信息输入，进行多类型属性、多特征尺度、多层次的类别划分，实现属性相近的隧道群体的归类。如图 2 和图 3 所示，具体实现流程如下：

步骤 A1:采用球坐标转换关系，将经纬度坐标转换为平面坐标。对转换后的经纬度、时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量进行归一化处理，形成隧道类别粗划分输入属性集合。

- 20 步骤 A2:设定初始邻域距离参数 ε 为 0.1，初始邻域样本数参数 $MinPts$ 为 5，以隧道类别粗划分输入属性为对象，采用 OPTICS 算法进行隧道群样本输出排序。将序列的可达距离（Reachability-distance，OPTIC 算法定义的一个概念，是核心距离与欧几里得距离的最小值，见 <https://blog.csdn.net/han1202012/article/details/105936710>）与设定邻域距离参数 ε 相比较，序列中可达距离小于设定值的连续样本构成一个样本簇。
- 25 获取每个聚类样本簇的聚类中心 X_0^1 及距离聚类中心最近的 5 个样本 $\{X_i^1\}, i=1,2,\dots,5$ 。

其中 $X_i^1 = (x_i^1, x_i^2, x_i^3, x_i^4, x_i^5)$ 对应于转换后的经度、纬度、时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量等 5 个属性。将聚类中心 X_0^1 和 5 个样本 $\{X_i^1\}, i=1,2,\dots,5$ 定义为当前类别的表征样本。

步骤 A3: 针对每个基于隧道类别粗划分输入属性集合获得的聚类样本簇进行进一

步划分。具体包括以下子步骤：①针对样本簇中列车通过隧道时的温度时间序列和湿度序列进行镜像延拓，将样本簇内的温度序列、湿度序列转化为长度分别等于各自最长样本长度的序列。②设定延迟时间为 1，窗口长度为 5，采用延迟坐标法（Delay-coordinate method）对温度序列、湿度序列进行相空间重构，获取代表温度湿度演化特性的二维重构矩阵。③将样本的重构矩阵输入训练自动编码器，获取用于进一步划分的深度特征属性集合。④采用深度特征属性集合作为输入，按照步骤 A2 中的流程获取二次聚类的每个聚类样本簇的聚类中心 X_0^2 及距离聚类中心最近的 5 个样本 $\{X_i^2\}, i=1,2,\dots,5$ 。其中 $X_i^2 = (y_i^1, y_i^2, y_i^3, y_i^4, y_i^5)$ 对应于深度特征属性集合中的 5 个维度变量。将聚类中心 X_0^2 和 5 个样本 $\{X_i^2\}, i=1,2,\dots,5$ 定义为当前类别二次聚类的表征样本。

10 步骤 3：构建典型序列 HSV 颜色空间模板库

将各类别隧道群体中距离该群体对应的聚类中心最近的 5 个隧道样本 $\{X_i^2\}, i=1,2,\dots,5$ 作为该类别下的典型隧道样本。如图 3 所示，将典型样本中随隧道里程变化的气温和湿度参数序列作为该类别的模板序列，设定延迟时间为 1，窗口长度为 5，采用延迟坐标法对温度、湿度和温度差分序列时间序列进行相空间重构，获取三个代表温度湿度演化特性的二维重构矩阵，将三个矩阵组合按照 HSV 颜色空间组合，形成彩色图像即为模板图像 $f_i, i=1,2,\dots,5$ 。

步骤 4：训练 HSV 模板匹配模型

基于当前位置样本点及往前的一段样本序列，进行相空间重构和 HSV 颜色空间组合，构建当前位置特征图像。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 B1：采集温度、湿度和温度差分时间序列中当前样本点及往前的 19 个采样点。

步骤 B2：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，获取三个代表温度湿度演化特性的二维重构矩阵，将三个矩阵组合按照 HSV 颜色空间组合，形成当前位置特征图像 h 。

25 步骤 B3：将当前位置特征图像与模板库中的图像进行卷积运算 $g_i = f_i \otimes h, i=1,2,\dots,5$ ，其中每个 g_i 均为一个一维序列。

步骤 B4：对所有 g_i 序列中的元素进行由大到小的排序，确定的最的 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，候选位置对应的里程值为 $l_j, j=1,2,\dots,5$ 。

步骤 B5:将候选位置对应的里程值取均值确定为当前的模板匹配输出值，即模板匹配输出值 $O^M = \text{mean}(l_j), j=1,2,\dots,5$ 。

5 步骤 5: 训练 RVM 识别模型

采用同类隧道群体的数据，以温度序列、湿度序列、时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量为输入，以当前隧道内的里程数据为输出，训练相关向量机（RVM），建立隧道里程预测模型。具体包括以下步骤：

步骤 C1:定义训练样本，定义输入样本 $I=(T,H,t_0,h_0,r_0)$ ，其中 $T=(t_1,t_2,\dots,t_{19},t_{20})$ 为隧道内当前样本点及往前 19 个样本点的温度时间序列，其中 $H=(h_1,h_2,\dots,h_{19},h_{20})$ 为隧道内的当前样本点及往前 19 个样本点的湿度序列， t_0,h_0 和 r_0 分别为从气象站获取的时平均气温、时平均湿度和时平均太阳辐射量的预测值。输出样本为当前位置对应的里程值 O 。输入和输出组合 $Y=\{I,O\}$ 构成建模样本。针对每个二次聚类形成的同类隧道群体，选取 M 个（本发明中， M 取 5000）样本用于建立里程预测模型。

15 步骤 C2:划分训练样本和验证样本和测试样本。采用无放回随机采样的方式选取 M 个样本中 60%作为训练集，30%作为验证集，10%作为测试集。

步骤 C3:确定优化对象，初始化优化值。采用二进制鲸鱼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 RVM 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 43 个维度特征随机初始化编码为 0 或 1。

步骤 C4: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 RVM 模型。将验证集数据输入训练好的 RVM 模型，获取模型输出序列为 $O_k^v, k=1,2,\dots,M_1$ ，其中 $M_1=0.3M$ 。定义优化目标函数

$$f = \sum_{k=1}^{M_1} (O_k^t - O_k^v)^2 \quad (1)$$

25 式中 $O_k^t, k=1,2,\dots,M_1$ 验证集的真实输出值。

步骤 C5:输出优化预测模型。采用二进制鲸鱼算法进行迭代优化运算，确定最优的

输入特征和 RVM 模型，该模型为 RVM 里程预测模型。

步骤 6: 构建 HSV 模板匹配与 RVM 识别融合模型

- 将测试集数据代入 RVM 里程预测模型，获取模型输出序列为 $O_k^R, k=1, 2 \dots M_2$ ，其中 $M_2=0.1M$ 。以测试集数据为输入，按照步骤 4 的操作流程，获取模板匹配的模型输出结果为 $O_k^M, k=1, 2 \dots M_2$ ，测试集数据中的真实输出结果为 $O_k^E, k=1, 2 \dots M_2$ 。计算 RVM 模型输出值与真实值的误差为

$$E^R = \sum_{i=1}^{M_2} |O_k^M - O_k^E| \quad (2)$$

计算模板匹配模型输出值与真实值的误差为

$$E^M = \sum_{i=1}^{M_2} |O_k^M - O_k^E| \quad (3)$$

- 10 获取同时计算当前若干模板样本与当前样本的距离。则 RVM 模型的模型融合系数的定义为

$$a_R = \frac{E^M}{E^R + E^M} \quad (4)$$

则模板匹配模型的模型融合系数的定义为

$$a_M = \frac{E^R}{E^R + E^M} \quad (5)$$

- 15 则模型的最终输出结果为

$$O_k^F = a_R O_k^R + a_M O_k^M \quad (6)$$

步骤 7: 获取输入数据，调用里程预测融合模型

- 列车运行过程中，通过区域内的气象站获取当前、隧道外气温、气压和太阳辐射数据。利用安装在列车头部和尾部的温度湿度传感器，获取当前的温度湿度序列。具体包括以下步骤：

步骤 D1. 参照步骤二的流程，获取用于一次聚类时的输入属性 X_t^1 ，其中 $X_t^1 = (x_t^1, x_t^2, x_t^3, x_t^4, x_t^5)$ 对应于转换后的经度、纬度、时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量等 5 个属性。参照步骤二的流程，获取用于二次聚类时的输入属性 X_t^2 ，其

中 $X_t^2 = (y_t^1, y_t^2, y_t^3, y_t^4, y_t^5)$ 对应于深度特征属性集中的 5 个属性。

步骤 D2: 计算当前样本点特征值 X_t^1 与第一次聚类表征样本间的距离

$$d_1 = \sum_{i=0}^5 (X_t^1 - X_0^1)^2 \quad (7)$$

取当前样本点到所有聚类表征样本间最小值对应的样本簇为一次聚类目标样本簇。

5 步骤 D3: 计算当前样本点特征值 X_t^2 与第二次聚类表征样本间的距离

$$d_2 = \sum_{i=0}^5 (X_t^2 - X_0^2)^2 \quad (8)$$

取当前样本点到所有一次聚类目标样本簇下属的二次聚类表征样本间最小值对应的样本簇为二次聚类目标样本簇。该样本簇下训练的模型和模板库为目标模型和目标模板库。

步骤 8: 预测列车位置

10 参照步骤 5 的流程计算当前样本点的 RVM 模型输入向量, 将 RVM 模型输入向量代入目标模型中, 获取目标 RVM 模型输出值。参照步骤 4 的流程获取当前样本点的模板匹配模型输入值, 带入目标模板匹配模型中, 获取目标模板匹配模型输出值。参照式 6 获取最终列车位置预测结果。

15 本发明实施例 2 提供了一种基于气象参数的高速列车导航盲区定位系统, 包括安装于列车上的、用于采集隧道内的气象参数的传感器; 所述传感器与计算机设备通信; 该计算机设备被编程或配置为执行本发明实施例 1 方法的步骤。

权利要求

- 1、一种基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，其特征在于，包括以下步骤：
 - S1、实时采集列车通过时隧道内的隧道气象参数，构建隧道气象参数数据库；
 - S2、基于所述隧道气象参数数据库，对属性相近的隧道群体进行归类，获取各

5 类别隧道群体的典型隧道样本；
 - S3、利用所述典型隧道样本构建典型序列 HSV 颜色空间模板库；采用同类隧道群体的数据，训练相关向量机，建立隧道里程预测模型；
 - S4、利用所述 HSV 颜色空间模板库训练 HSV 模板匹配模型；
 - S5、构建 HSV 模板匹配模型与隧道里程预测模型的融合模型，得到里程预测

10 融合模型；
 - S6、获取列车运行过程中的隧道气象参数数据，调用里程预测融合模型，预测列车位置。
- 2、根据权利要求 1 所述的基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，其特征在于，步骤 S1 中，构建隧道气象参数数据库的具体过程包括：采集列车一次通过某隧道时采集的温度序列、湿度序列、所在区域的经度、纬度以及时平均气温、时平均湿度、时平均太阳辐射量的预测值，构成 1 组隧道气象参数样本；

15 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气象参数数据库。
- 3、根据权利要求 1 所述的基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，其特征在于，步骤 S2 的具体实现过程包括：
 - a) 将隧道所在区域经度、纬度坐标转换为平面坐标；对隧道气象参数进行归一化处理，处理后的经度、纬度坐标和隧道气象参数组成隧道类别粗划分输入属性集合；
 - b) 以隧道类别粗划分输入属性为对象，采用 OPTICS 算法进行隧道群样本输出排序，比较排序后的序列的可达距离与设定邻域距离参数 ε ，序列中可达距离小于邻域距离参数 ε 的连续样本构成一个聚类样本簇；获取每个聚类样本

20 簇的聚类中心 X_0^1 及距离聚类中心最近的 T1 个样本 $\{X_{T1}^1\}, i=1,2,\dots,T1$ ；其中 $X_i^1 = (x_i^1, x_i^2, x_i^3, \dots, x_i^T)$ ， x_i^1, x_i^2 对应于处理后的经度和纬度， $x_i^3, \dots, x_i^T$ 对应于处理后的隧道气象参数；将聚类中心 X_0^1 和 T1 个样本定义为当前类别隧道群体的表征样本，该表征样本中的 T1 个样本即为当前类别隧道群体的

典型隧道样本。

4、根据权利要求3所述的基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，其特征在于，步骤S2的具体实现过程包括：

- 5 1) 将聚类样本簇中列车通过隧道时的温度时间序列和湿度序列进行镜像延拓，将聚类样本簇内的温度序列、湿度序列转化为长度分别等于各自最长样本长度的序列；
- 2) 设定延迟时间和窗口长度，采用延迟坐标法对温度、湿度时间最长样本长度的序列进行相空间重构，获取代表温度、湿度演化特性的二维重构矩阵；
- 10 3) 将所述二维重构矩阵输入训练自动编码器，获取用于进一步划分的深度特征属性集合；
- 4) 将深度特征属性集合作为输入，按照步骤b)的流程获取二次聚类的每个聚类样本簇的聚类中心 X_0^2 及距离聚类中心最近的 T1 个样本；将聚类中心 X_0^2 和 T1 个样本定义为当前类别隧道群体二次聚类的表征样本，该二次聚类的表征样本中的 T1 个样本即为当前类别隧道群体的典型隧道样本。

15 5、根据权利要求1~4之一所述的基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，其特征在于，步骤S3中，利用所述典型隧道样本构建典型序列HSV颜色空间模板库的具体实现过程包括：将典型隧道样本中随隧道里程变化的气温和湿度参数序列作为对应类别隧道群体的模板序列，设定延迟时间和窗口长度，采用延迟坐标法对温度、湿度和温度差分序列时间序列进行相空间重构，获取三个代表温度、湿度演化特性的二维重构矩阵，将三个二维重构矩阵组合按照HSV颜色空间组合，形成彩色图像，即得到典型序列HSV颜色空间模板库中的模板图像。

20 6、根据权利要求1~5之一所述的基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，其特征在于，步骤S4中，训练HSV模板匹配模型的具体实现过程包括：

25 1) 采集温度、湿度和温度差分时间序列中当前样本点及当前样本点往前的 N 个采样点；

2) 设定延迟时间和窗口长度，采用延迟坐标法进行相空间重构，获取三个代表温度、湿度演化特性的二维重构矩阵，将三个矩阵组合按照HSV颜色空间组合，形成当前位置特征图像；

- 3) 将当前位置特征图像与典型序列 HSV 颜色空间模板库中的模板图像进行卷积运算, 得到多个一维序列;
- 4) 对所有一维序列中的元素进行由大到小的排序, 排序后的序列中最大的 T_2 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, 获取候选位置对应的里程值;
- 5) 对所有候选位置对应的所有里程值取均值, 得到当前的 HSV 模板匹配模型输出序列。
- 7、根据权利要求 1~6 之一所述的基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法, 其特征在于, 步骤 S4 中, 训练相关向量机, 建立隧道里程预测模型的具体实现过程包括:
- 1) 定义输入样本 $I = (T, H, t_0, h_0, r_0)$, 其中 $T = (t_1, t_2 \cdots, t_M)$ 为隧道内当前样本点及往前 M 个样本点的温度时间序列, $H = (h_1, h_2 \cdots, h_M)$ 为隧道内的当前样本点及往前 N 个样本点的湿度序列, t_0, h_0 和 r_0 分别为从气象站获取的时平均气温、时平均湿度和时平均太阳辐射量的预测值; 定义输出样本为当前位置对应的里程值 O , 输入和输出组合 $Y = \{I, O\}$ 构成建模样本; 针对每个同类隧道群体, 选取 M 个建模样本;
- 2) 将 M 个建模样本随机划分训练集、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 RVM 模型的输入变量, 当某维度的特征对应的编码值为 0 时, 该维度的特征被舍弃;
- 4) 基于当前特征编码值, 确定新的输入特征, 更新训练集、验证集和测试集, 采用更新后的训练集数据训练 RVM 模型, 将更新后的验证集数据输入训练好的 RVM 模型, 获取模型输出序列 $O_k^v, k = 1, 2 \cdots M_1$; $M_1 = 0.3M$;
- 5) 重复步骤 3) 和步骤 4), 确定使优化目标函数 $f = \sum_{k=1}^{M_1} (O_k^t - O_k^v)^2$ 最小的最优的输入特征和 RVM 模型, 该 RVM 模型即为隧道里程预测模型; 其中, O_k^t 为验证集中的真实输出值。

8、根据权利要求 7 所述的基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，其特征在于，HSV 模板匹配模型与隧道里程预测模型的融合模型 $O_{k1}^F = a_R O_{k1}^R + a_M O_{k1}^M$ ；

其中， $k1=1,2\cdots M_2$ ， $M_2=0.1M$ ； $a_R = \frac{E^M}{E^R + E^M}$ ； $a_M = \frac{E^R}{E^R + E^M}$ ；

$E^R = \sum_{k1=1}^{M_2} |O_{k1}^M - O_{k1}^E|$ ； $E^M = \sum_{k1=1}^{M_2} |O_{k1}^M - O_{k1}^E|$ ； O_{k1}^R 为将测试集数据输入隧道里程预测

5 模型后得到的输出序列； O_{k1}^E 为测试集中的真实输出结果； O_{k1}^M 为将测试集输入 HSV 模板匹配模型后得到的输出序列。

9、根据权利要求 1~8 之一所述的基于气象参数的高速列车导航盲区定位方法，其特征在在于，步骤 S6 中，预测列车位置的具体实现过程包括：计算当前样本点的 RVM 模型输入向量，将该 RVM 模型输入向量代入目标模型中，获取隧道
10 里程预测模型输出值；获取当前样本点的 HSV 模板匹配模型输入值，代入 HSV 模板匹配模型中，获取 HSV 模板匹配模型输出值；将里程预测模型输出值和 HSV 模板匹配模型输出值代入里程预测融合模型，获取最终列车位置预测结果；其中，目标模板是指二次聚类目标样本簇下训练的模型；二次聚类目标样本簇是指当前样本点到所有一次聚类目标样本簇下属的二次聚类表征样本间最小
15 值对应的样本簇；所述一次聚类目标样本簇是指当前样本点到所有聚类表征样本间最小值对应的样本簇；所述聚类表征样本是指聚类样本簇中的样本，所述聚类样本簇是指以隧道类别粗划分输入属性为对象，采用 OPTICS 算法进行隧道群样本输出排序得到的序列的可达距离与设定邻域距离参数 ε 之间的值小于邻域距离参数 ε 的连续样本构成的样本簇。

20 10、一种基于气象参数的高速列车导航盲区定位系统，其特征在于，包括安装于列车上的、用于采集隧道内的气象参数的传感器；所述传感器与计算机设备通信；所述计算机设备被编程或配置为执行权利要求 1~9 之一所述方法的步骤。