(19)国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 114564487 B
(45)授权公告日 2022.08.02

(21)申请号 202210464764.0
(22)申请日 2022.04.29
(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 114564487 A
(43)申请公布日 2022.05.31
(73)专利权人 南京信息工程大学
地址 210032 江苏省南京市江北新区宁六路219号
(72)发明人 秦华旺 曹振辉
(74)专利代理机构 南京经纬专利商标代理有限公司 32200
专利代理师 姜慧勤
(51)Int.Cl.
G06F 16/23(2019.01)
G01W 1/10(2006.01)

(56)对比文件
CN 114118511 A,2022.03.01
CN 110689179 A,2020.01.14
US 2015/0302313 A1,2015.10.22
毛钰嘉.基于时间序列的组合预测模型研究——以江西省CPI为例.《中国优秀博硕士学位论文全文数据库(硕士)基础科学辑》.2020,(第12期),第1-58页.

审查员 李欢

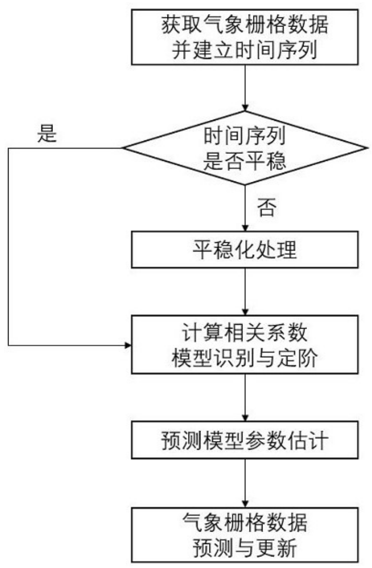
权利要求书4页 说明书12页 附图1页

(54)发明名称

预报预测相结合的气象栅格数据更新方法

(57)摘要

本发明公开了预报预测相结合的气象栅格数据更新方法,该方法先从服务器上获取气象栅格数据,并定义气象栅格数据的时间序列;再通过平稳化检测、模型识别选择、模型定阶、模型参数估计建立预测模型;最后对未来气象栅格数据预报预测,实现数据更新。本发明以时间序列模型来对气象栅格数据预测,对历史观测数据进行分析来预测未来的气象数据,根据数据之间时间的依赖性,增加了预测预报的精准性。



1.预报预测相结合的气象栅格数据更新方法，其特征在于，包括如下步骤：

步骤1，获取气象栅格数据，对于待更新的气象要素，将气象栅格数据中该气象要素的值按照时间顺序依次排列，得到该气象要素的一组时间序列；

步骤2，采用ADF单位根检验法检验步骤1得到的时间序列是否平稳，若平稳则进入步骤3，若不平稳则对时间序列进行处理，使处理后的时间序列达到平稳性要求；

步骤3，对于达到平稳性要求的时间序列，计算自相关系数和偏相关系数，根据自相关系数和偏相关系数识别待更新的气象要素的时间序列的预测模型，并对预测模型定阶；

其中，识别待更新的气象要素的时间序列的预测模型，并对预测模型定阶，具体如下：

采用2倍标准差范围识别待更新的气象要素的时间序列的预测模型，对于时间序列的自相关系数 $\hat{\rho}_k$，若 $|\hat{\rho}_1|,|\hat{\rho}_2|,\ldots,|\hat{\rho}_q|$ 均大于 $\frac{2}{\sqrt{n}}$，且 $|\hat{\rho}_{q+1}|,|\hat{\rho}_{q+2}|,\ldots,|\hat{\rho}_{n-1}|$ 均小于等于 $\frac{2}{\sqrt{n}}$，$\frac{n-1-q}{n-1}=95\%$，则确定时间序列的预测模型为阶数为q的MA(q)模型；

对于时间序列的偏相关系数 $\hat{\phi}_{kk}$，若 $|\hat{\phi}_{11}|,|\hat{\phi}_{22}|,\ldots,|\hat{\phi}_{pp}|$ 均大于 $\frac{2}{\sqrt{n}}$，且 $|\hat{\phi}_{(p+1)(p+1)}|,|\hat{\phi}_{(p+2)(p+2)}|,\ldots,|\hat{\phi}_{(n-1)(n-1)}|$ 均小于等于 $\frac{2}{\sqrt{n}}$，$\frac{n-1-p}{n-1}=95\%$，则确定时间序列的预测模型为阶数为p的AR(p)模型；

若时间序列的自相关系数 $\hat{\rho}_k$ 不满足以上自相关系数对应的条件且偏相关系数 $\hat{\phi}_{kk}$ 不满足以上偏相关系数对应的条件，则确定时间序列的预测模型为ARMA(p,q)模型；采用最小信息准则函数定阶法，即AIC法，对ARMA(p,q)模型进行定阶，ARMA(p,q)模型拟合的AIC准则函数为：$AIC=n\ln\hat{\sigma}_\varepsilon^2+2(p+q+1)$，$\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ 为残差方差的估计值，p,q为模型阶数，当AIC函数取值最小时对应的p,q就为模型的阶数；

步骤4，利用最小二乘法对步骤3识别的预测模型进行参数估计，完成预测模型的建模；具体过程如下：

当步骤3识别的预测模型为ARMA(p,q)模型时：$x_t=\phi_0+\sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t-i}+\varepsilon_t-\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j}$，参数估计即求解自回归系数 ϕ_i 和移动平均系数 θ_j，ε_{t-j} 为残差，根据条件最小二乘法，t≤0时，$x_t=0$，得到残差的有限项表达式：$\varepsilon_t=x_t-\sum_{m=1}^{t}\pi_m x_{t-m}$，其中 π_m 为ARMA(p,q)模型逆转形式中的逆函数；则残差平方和 $Q=\sum_{l=1}^{n}\varepsilon_t^2=\sum_{l=1}^{n}(x_t-\sum_{m=1}^{t}\pi_m x_{t-m})^2$，再通过迭代使残差平方和到达最小值，因为 $\varepsilon_t=x_t-(\phi_0+\sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t-i}-\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j})$，$Q=\sum_{l=1}^{n}\varepsilon_t^2=\sum_{l=1}^{n}(x_t-\phi_0-\sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t-i}+\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j})^2$，联立方程即能估计出 $\phi_0,\phi_1,...,\phi_p,\theta_1,...,\theta_q$ 的值；

同理，当步骤3识别的预测模型为AR(p)模型或MA(q)模型时，同样按照最小二乘法估计出参数；

步骤5，利用建模后的预测模型实现时间序列未来时间的气象要素值的预测与更新。

2.根据权利要求1所述的预报预测相结合的气象栅格数据更新方法，其特征在于，所述步骤2的具体过程如下：

设定气象要素的时间序列$\{x_1,x_2,...,x_{n-1},x_n\}$满足p阶自回归，则有模型：

$x_t=\phi_0+\phi_1x_{t-1}+\phi_2x_{t-2}+...+\phi_px_{t-p}+\varepsilon_t$

其中，$x_1,x_2,...,x_{n-1},x_n$分别为时间序列中第1，2，…，n-1，n个气象要素的值，x_t为t时刻气象栅格气象要素的值，$\phi_0,\phi_1,...,\phi_p$均为自回归系数，ε_t为残差，$t=1,...,n$；

上述p阶自回归模型对应的特征方程为：

$\lambda^p-\phi_1\lambda^{p-1}-\phi_2\lambda^{p-2}-...-\phi_p=0$

其中，λ^p、λ^{p-1}、...、λ均为特征根；若上述特征方程的所有特征根都在单位圆内，则时间序列平稳，否则不平稳；即$\phi_1+\phi_2+...+\phi_p-1<0$时，时间序列平稳，$\phi_1+\phi_2+...+\phi_p-1=0$时，时间序列不平稳；

采用假设检验的方式进行检验，原假设为$\phi_1+\phi_2+...+\phi_p-1=0$，即时间序列不平稳；备择假设为$\phi_1+\phi_2+...+\phi_p-1<0$，即时间序列平稳；令$\phi_1+\phi_2+...+\phi_p-1$记为$\gamma$，构造ADF统计量$\tau=\frac{\hat{\gamma}}{\hat{\sigma}}$，其中，$\hat{\gamma}$表示$\gamma$的估计，$\hat{\sigma}$表示估计标准差，当$\tau$小于临界值时，认为时间序列平稳，反之不平稳；其中临界值通过蒙特卡洛模拟得到；

若判定待更新的气象要素的时间序列不平稳，则对时间序列进行一阶差分法处理，对一阶差分处理后的时间序列用ADF单位根检验法进行检验，若平稳则进入步骤3，若不能达到平稳性要求，则在一阶差分的基础上进行二阶差分处理，并继续用ADF单位根检验法进行检验。

3.根据权利要求2所述的预报预测相结合的气象栅格数据更新方法，其特征在于，所述步骤3中，自相关系数$\hat{\rho}_k$计算如下：

$$\hat{\rho}_k=\frac{\sum_{t=1}^{n-k}(x_t-\overline{x})(x_{t+k}-\overline{x})}{\sum_{t=1}^{n}(x_t-\overline{x})^2},\forall 0<k<n$$

其中，n为平稳时间序列的样本容量，x_t为平稳时间序列中t时刻的气象要素值，x_{t+k}为平稳时间序列中t+k时刻的气象要素值，$\overline{x}$为所有样本气象要素的均值；

偏相关系数$\hat{\phi}_{kk}$计算如下：

$$\hat{\phi}_{kk}=\frac{\hat{D}_k}{\hat{D}},\forall 0<k<n$$

其中，系数矩阵的行列式分别为$\hat{D}=\begin{vmatrix}1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_2 & \cdots & \hat{\rho}_{k-1}\\ \hat{\rho}_1 & 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-2}\\ \hat{\rho}_2 & \hat{\rho}_1 & 1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-3}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \hat{\rho}_{k-1} & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \cdots & 1\end{vmatrix}$，

$$\hat{D}_k=\begin{vmatrix}1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_2 & \cdots & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_1\\ \hat{\rho}_1 & 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-3} & \hat{\rho}_2\\ \hat{\rho}_2 & \hat{\rho}_1 & 1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-4} & \hat{\rho}_3\\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots\\ \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \hat{\rho}_{k-4} & \cdots & 1 & \hat{\rho}_{k-1}\\ \hat{\rho}_{k-1} & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \cdots & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_k\end{vmatrix}。$$

4.根据权利要求3所述的预报预测相结合的气象栅格数据更新方法，其特征在于，所述步骤5的具体过程如下：

根据已知的历史气象栅格数据信息$\{x_1,x_2,...,x_{n-1},x_n\}$，对时间序列未来某个时间点的气象要素值$x_{t+k}$进行预测，k＝1,2,...，根据预测误差的平方达到最小时来预测，即通过求解条件期望E_tx_{t+k}的方式来预测；

当预测模型为AR(p)模型时：

$x_t=\phi_0+\phi_1x_{t-1}+\phi_2x_{t-2}+...+\phi_px_{t-p}+\varepsilon_t$

第t+k个时间点的气象要素值x_{t+k}表示为：

$x_{t+k}=\phi_0+\phi_1x_{t+k-1}+\phi_2x_{t+k-2}+...+\phi_px_{t+k-p}+\varepsilon_{t+k}$

则预测值为：

$E_tx_{t+k}=\phi_0+\phi_1E_tx_{t+k-1}+\phi_2E_tx_{t+k-2}+...+\phi_pE_tx_{t+k-p}+E_t\varepsilon_{t+k}$

因为k＞0时，$E_t\varepsilon_{t+k}=0$，因此最终的预测值为：$E_tx_{t+k}=\phi_0+\phi_1E_tx_{t+k-1}+\phi_2E_tx_{t+k-2}+...+\phi_pE_tx_{t+k-p}$；

当预测模型为MA(q)模型时：

$x_t=\theta_0-\theta_1\varepsilon_{t-1}-\theta_2\varepsilon_{t-2}-...-\theta_q\varepsilon_{t-q}+\varepsilon_t$

第t+k个时间点的气象要素值x_{t+k}表示为：

$x_{t+k}=\theta_0-\theta_1\varepsilon_{t+k-1}-\theta_2\varepsilon_{t+k-2}-...-\theta_q\varepsilon_{t+k-q}+\varepsilon_{t+k}$

则预测值为：

$E_tx_{t+k}=\theta_0-\theta_1E_t\varepsilon_{t+k-1}-\theta_2E_t\varepsilon_{t+k-2}-...-\theta_qE_t\varepsilon_{t+k-q}+E_t\varepsilon_{t+k}$

当k≤q时，也就是t之前的时间，残差已知，所以$E_t\varepsilon_{t+k-q}=\varepsilon_{t+k-q}$；当k＞q时，也就是t之后的时间，$E_t\varepsilon_{t+k-q}=0$；因此最终的预测值为：$E_tx_{t+k}=\begin{cases}\theta_0-\theta_1\varepsilon_{t+k-1}-\theta_2\varepsilon_{t+k-2}-...-\theta_q\varepsilon_{t+k-q}, & k\le q\\ \theta_0, & k>q\end{cases}$；

ARMA(p,q)模型是AR(p)模型与MA(q)模型的结合，当预测模型为ARMA(p,q)模型时：

$$x_t=\phi_0+\sum_{i=1}^{p}\phi_ix_{t-i}+\varepsilon_t-\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j}$$

第t+k个时间点的气象要素值x_{t+k}表示为：

$$x_{t+k}=\phi_0+\sum_{i=1}^{p}\phi_ix_{t+k-i}+\varepsilon_{t+k}-\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t+k-j}$$

预测值为：

$$E_t x_{t+k} = \begin{cases} \phi_0 + \phi_1 E_t x_{t+k-1} + \phi_2 E_t x_{t+k-2} + \ldots + \phi_p E_t x_{t+k-p} \\ -\theta_1 \varepsilon_{t+k-1} - \theta_2 \varepsilon_{t+k-2} - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t+k-q}, & k \le q \\ \phi_0 + \phi_1 E_t x_{t+k-1} + \phi_2 E_t x_{t+k-2} + \ldots + \phi_p E_t x_{t+k-p}, & k > q \end{cases}$$ 。

预报预测相结合的气象栅格数据更新方法

技术领域

[0001] 本发明涉及预报预测相结合的气象栅格数据更新方法，属于气象预测预报技术领域。

背景技术

[0002] 气象的预测预报对人类的工作生活至关重要，从耕作出行到航天航空，从日常生活到经济建设，几乎都与气象有关。随着越来越多现代化气象装备的出现，使得气象站更加专业化、现代化，气象学的研究技术得到了快速的革新，预报精度得到了极大的提升。气象预测主要是根据定点观测的风速、气温、气压、降雨量等气象数据来确定未来一段时间内气象的变化。

[0003] 当前的气象预测技术主要分为经验统计法、动力学分析以及模式输出统计法。经验统计法以数理统计学作为基础，通过对气象要素的历史变化做全面系统的统计分析，再结合相关因素的影响，总结出一定的变化规律，确定局部气象要素的预报方程；动力学分析是基于应用物理学和数学方法，从理论上研究大气运动、气象系统演变过程中的动力、热力变化过程，在研究气象系统变化过程中引入水、热平衡方程，进而建立相对应的数学模型；模式输出统计法是利用概率统计方法研究大量气象要素历史观测资料，分析气候变化的统计规律建立合理的预报模型，通过统计数学模式来预测未来的气象状况。

[0004] 气象栅格是国家气象网格项目启动之后提出的概念，即通过大范围的气象数据特征来描述某一个区域内的整体情况。在气象栅格数据中包含了各种不同气象要素的信息，所以气象栅格数据的质量参差不齐，数据分散。当前气象预测的主要方法是数值预报，需要准确的边界条件，而气象栅格数据对边界的划分比较固定或者模糊，这样就没有一个准确的边界条件，对预测出来的结果有一定的偏差，并且预测出来的结果可能会跨越多个气象栅格，不利于栅格数据的管理与生成。

发明内容

[0005] 本发明所要解决的技术问题是：提供预报预测相结合的气象栅格数据更新方法，以时间序列模型来对气象栅格数据预测，对历史观测数据进行分析来预测未来的气象数据，提高数据之间的依赖性，增加了预测预报的精准性。

[0006] 本发明为解决上述技术问题采用以下技术方案：

[0007] 预报预测相结合的气象栅格数据更新方法，包括如下步骤：

[0008] 步骤1，获取气象栅格数据，对于待更新的气象要素，将气象栅格数据中该气象要素的值按照时间顺序依次排列，得到该气象要素的一组时间序列；

[0009] 步骤2，采用ADF单位根检验法检验步骤1得到的时间序列是否平稳，若平稳则进入步骤3，若不平稳则对时间序列进行处理，使处理后的时间序列达到平稳性要求；

[0010] 步骤3，对于达到平稳性要求的时间序列，计算自相关系数和偏相关系数，根据自相关系数和偏相关系数识别待更新的气象要素的时间序列的预测模型，并对预测模型定

阶；

[0011] 步骤4，利用最小二乘法对步骤3识别的预测模型进行参数估计，完成预测模型的建模；

[0012] 步骤5，利用建模后的预测模型实现时间序列未来时间的气象要素值的预测与更新。

[0013] 作为本发明的一种优选方案，所述步骤2的具体过程如下：

[0014] 设定气象要素的时间序列$\left\{x_1, x_2, \ldots, x_{n-1}, x_n\right\}$满足$p$阶自回归，则有模型：

[0015] $$x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \ldots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

[0016] 其中，$x_1, x_2, \ldots, x_{n-1}, x_n$ 分别为时间序列中第1，2，…，n-1，n个气象要素的值，x_t为t时刻气象栅格气象要素的值，$\phi_0, \phi_1, \ldots, \phi_p$均为自回归系数，$\varepsilon_t$为残差，$t$=1，… ，$n$；

[0017] 上述p阶自回归模型对应的特征方程为：

[0018] $$\lambda^p - \phi_1 \lambda^{p-1} - \phi_2 \lambda^{p-2} - \cdots - \phi_p = 0$$

[0019] 其中，λ^p、λ^{p-1}、…、λ 均为特征根；若上述特征方程的所有特征根都在单位圆内，则时间序列平稳，否则不平稳；即$\phi_1 + \phi_2 + \ldots + \phi_p - 1 < 0$ 时，时间序列平稳，$\phi_1 + \phi_2 + \ldots + \phi_p - 1 = 0$时，时间序列不平稳；

[0020] 采用假设检验的方式进行检验，原假设为$\phi_1 + \phi_2 + \ldots + \phi_p - 1 = 0$，即时间序列不平稳；备择假设为$\phi_1 + \phi_2 + \ldots + \phi_p - 1 < 0$，即时间序列平稳；令$\phi_1 + \phi_2 + \ldots + \phi_p - 1$记为$\gamma$，构造ADF统计量$\tau = \dfrac{\hat{\gamma}}{\hat{\sigma}}$，其中，$\hat{\gamma}$表示$\gamma$的估计，$\hat{\sigma}$表示估计标准差，当$\tau$小于临界值时，认为时间序列平稳，反之不平稳；其中临界值通过蒙特卡洛模拟得到；

[0021] 若判定待更新的气象要素的时间序列不平稳，则对时间序列进行一阶差分法处理，对一阶差分处理后的时间序列用ADF单位根检验法进行检验，若平稳则进入步骤3，若不能达到平稳性要求，则在一阶差分的基础上进行二阶差分处理，并继续用ADF单位根检验法进行检验。

[0022] 作为本发明的一种优选方案，所述步骤3中，自相关系数$\hat{\rho}_k$计算如下：

[0023] $$\hat{\rho}_k=\frac{\sum_{t=1}^{n-k}(x_t-\bar{x})(x_{t+k}-\bar{x})}{\sum_{t=1}^{n}(x_t-\bar{x})^2},\forall 0<k<n$$

[0024] 其中，n为平稳时间序列的样本容量，x_t为平稳时间序列中t时刻的气象要素值，x_{t+k}为平稳时间序列中$t+k$时刻的气象要素值，$\bar{x}$为所有样本气象要素的均值；

[0025] 偏相关系数$\hat{\phi}_{kk}$计算如下：

[0026] $$\hat{\phi}_{kk}=\frac{\hat{D}_k}{\hat{D}},\forall 0<k<n$$

[0027] 其中，系数矩阵的行列式分别为$\hat{D}=\begin{vmatrix}1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_2 & \cdots & \hat{\rho}_{k-1}\\ \hat{\rho}_1 & 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-2}\\ \hat{\rho}_2 & \hat{\rho}_1 & 1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-3}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \hat{\rho}_{k-1} & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \cdots & 1\end{vmatrix}$

$,\hat{D}_k=\begin{vmatrix}1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_2 & \cdots & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_1\\ \hat{\rho}_1 & 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-3} & \hat{\rho}_2\\ \hat{\rho}_2 & \hat{\rho}_1 & 1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-4} & \hat{\rho}_3\\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots\\ \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \hat{\rho}_{k-4} & \cdots & 1 & \hat{\rho}_{k-1}\\ \hat{\rho}_{k-1} & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \cdots & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_k\end{vmatrix}$。

[0028] 作为本发明的一种优选方案，所述步骤3中，识别待更新的气象要素的时间序列的预测模型，并对预测模型定阶，具体如下：

[0029] 采用2倍标准差范围识别待更新的气象要素的时间序列的预测模型，对于时间序

列的自相关系数$\hat{\rho}_k$，若$\left|\hat{\rho}_1\right|,\left|\hat{\rho}_2\right|,\ldots,\left|\hat{\rho}_q\right|$均大于$\frac{2}{\sqrt{n}}$，且$\left|\hat{\rho}_{q+1}\right|,\left|\hat{\rho}_{q+2}\right|,\ldots,\left|\hat{\rho}_{n-1}\right|$均小于等于$\frac{2}{\sqrt{n}}$，$\frac{n-1-q}{n-1}=95\%$，则确定时间序列的预测模型为阶数为$q$的$MA(q)$模型；

[0030] 对于时间序列的偏相关系数$\hat{\phi}_{kk}$，若$\left|\hat{\phi}_{11}\right|,\left|\hat{\phi}_{22}\right|,\ldots,\left|\hat{\phi}_{pp}\right|$均大于$\frac{2}{\sqrt{n}}$，且$\left|\hat{\phi}_{(p+1)(p+1)}\right|,\left|\hat{\phi}_{(p+2)(p+2)}\right|,\ldots,\left|\hat{\phi}_{(n-1)(n-1)}\right|$均小于等于$\frac{2}{\sqrt{n}}$，$\frac{n-1-p}{n-1}=95\%$，则确定时间序列的预测模型为阶数为$p$的$AR(p)$模型；

[0031] 若时间序列的自相关系数$\hat{\rho}_k$不满足以上自相关系数对应的条件且偏相关系数$\hat{\phi}_{kk}$不满足以上偏相关系数对应的条件，则确定时间序列的预测模型为$ARMA(p,q)$模型；采用最小信息准则函数定阶法，即AIC法，对$ARMA(p,q)$模型进行定阶，$ARMA(p,q)$模型拟合的AIC准则函数为：$AIC=n\ln\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2+2\left(p+q+1\right)$，$\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2$为残差方差的估计值，$p$，$q$为模型阶数，当$AIC$函数取值最小时对应的$p$，$q$就为模型的阶数。

[0032] 作为本发明的一种优选方案，所述步骤4的具体过程如下：

[0033] 当步骤3识别的预测模型为$ARMA(p,q)$模型时：

$x_t=\phi_0+\sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t-i}+\varepsilon_t-\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j}$，参数估计即求解自回归系数$\phi_i$和移动平均系数$\theta_j$，$\varepsilon_{t-j}$为残差，根据条件最小二乘法，$t\leqslant 0$时，$x_t=0$，得到残差的有限项表达式：$\varepsilon_t=x_t-\sum_{m=1}^{t}\pi_m x_{t-m}$，其中$\pi_m$为$ARMA(p,q)$模型逆转形式中的逆函数；则残差平方和$Q=\sum_{l=1}^{n}\varepsilon_t^2=\sum_{l=1}^{n}(x_t-\sum_{m=1}^{t}\pi_m x_{t-m})^2$，再通过迭代使残差平方

和到达最小值，因为 $\varepsilon_t = x_t - (\phi_0 + \sum_{i=1}^{p} \phi_i x_{t-i} - \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j})$，

$Q = \sum_{l=1}^{n} \varepsilon_t^2 = \sum_{l=1}^{n} (x_t - \phi_0 - \sum_{i=1}^{p} \phi_i x_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j})^2$，联立方程即能估计出 $\phi_0, \phi_1, \ldots, \phi_p, \theta_1, \ldots, \theta_q$ 的值；

[0034] 同理，当步骤3识别的预测模型为$AR(p)$模型或$MA(q)$模型时，同样按照最小二乘法估计出参数。

[0035] 作为本发明的一种优选方案，所述步骤5的具体过程如下：

[0036] 根据已知的历史气象栅格数据信息 $\{x_1, x_2, \ldots, x_{n-1}, x_n\}$，对时间序列未来某个时间点的气象要素值$x_{t+k}$进行预测，$k$ =1,2,…，根据预测误差的平方达到最小时来预测，即通过求解条件期望$E_t x_{t+k}$的方式来预测；

[0037] 当预测模型为$AR(p)$模型时：

[0038] $$x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \ldots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

[0039] 第$t+k$个时间点的气象要素值x_{t+k}表示为：

[0040] $$x_{t+k} = \phi_0 + \phi_1 x_{t+k-1} + \phi_2 x_{t+k-2} + \ldots + \phi_p x_{t+k-p} + \varepsilon_{t+k}$$

[0041] 则预测值为：

[0042] $$E_t x_{t+k} = \phi_0 + \phi_1 E_t x_{t+k-1} + \phi_2 E_t x_{t+k-2} + \ldots + \phi_p E_t x_{t+k-p} + E_t \varepsilon_{t+k}$$

[0043] 因为$k > 0$时，$E_t \varepsilon_{t+k} = 0$，因此最终的预测值为：

$$E_t x_{t+k} = \phi_0 + \phi_1 E_t x_{t+k-1} + \phi_2 E_t x_{t+k-2} + \ldots + \phi_p E_t x_{t+k-p}$$ ；

[0044] 当预测模型为$MA(q)$模型时：

[0045] $$x_t = \theta_0 - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

[0046] 第$t+k$个时间点的气象要素值x_{t+k}表示为：

[0047] $$x_{t+k} = \theta_0 - \theta_1 \varepsilon_{t+k-1} - \theta_2 \varepsilon_{t+k-2} - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t+k-q} + \varepsilon_{t+k}$$

[0048] 则预测值为：

[0049] $$E_t x_{t+k} = \theta_0 - \theta_1 E_t \varepsilon_{t+k-1} - \theta_2 E_t \varepsilon_{t+k-2} - \ldots - \theta_q E_t \varepsilon_{t+k-q} + E_t \varepsilon_{t+k}$$

[0050] 当$k \leqslant q$时，也就是t之前的时间，残差已知，所以$E_t\varepsilon_{t+k-q} = \varepsilon_{t+k-q}$；当$k > q$时，也就是$t$之后的时间，$E_t\varepsilon_{t+k-q} = 0$；因此最终的预测值为：

$$E_t x_{t+k} = \begin{cases} \theta_0 - \theta_1\varepsilon_{t+k-1} - \theta_2\varepsilon_{t+k-2} - \ldots - \theta_q\varepsilon_{t+k-q}, & k \leq q \\ \theta_0, & k > q \end{cases};$$

[0051] $ARMA(p,q)$模型是$AR(p)$模型与$MA(q)$模型的结合，当预测模型为$ARMA(p,q)$模型时：

[0052] $$x_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j}$$

[0053] 第$t+k$个时间点的气象要素值x_{t+k}表示为：

[0054] $$x_{t+k} = \phi_0 + \sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t+k-i} + \varepsilon_{t+k} - \sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t+k-j}$$

[0055] 预测值为：

[0056] $$E_t x_{t+k} = \begin{cases} \phi_0 + \phi_1 E_t x_{t+k-1} + \phi_2 E_t x_{t+k-2} + \ldots + \phi_p E_t x_{t+k-p} \\ -\theta_1\varepsilon_{t+k-1} - \theta_2\varepsilon_{t+k-2} - \ldots - \theta_q\varepsilon_{t+k-q}, & k \leq q \\ \phi_0 + \phi_1 E_t x_{t+k-1} + \phi_2 E_t x_{t+k-2} + \ldots + \phi_p E_t x_{t+k-p}, & k > q \end{cases}。$$

[0057] 本发明采用以上技术方案与现有技术相比，具有以下技术效果：

[0058] 1、本发明不同于以往的预测方式，以时间序列模型来对气象栅格数据预测，对历史观测数据进行分析来预测未来的气象数据，提高了气象栅格数据之间的联系，使得预测更新之后的栅格数据精准率更高。

[0059] 2、本发明采用平稳的时间序列建立时间数据模型，对于非平稳性数据，采用差分法处理离散的时间序列使其平稳化，以满足模型建立的标准。

[0060] 3、本发明对气象栅格数据的非线性时间序列实现了预测与更新，结构简单，设计合理，易于实现。

附图说明

[0061] 图1是本发明预报预测相结合的气象栅格数据更新方法的流程图。

具体实施方式

[0062] 下面详细描述本发明的实施方式，所述实施方式的示例在附图中示出。下面通过参考附图描述的实施方式是示例性的，仅用于解释本发明，而不能解释为对本发明的限制。

[0063] 本发明采用预测预报相结合的方式，通过对气象栅格数据的时间序列建模，完成数据的预测预报与更新，便于气象栅格数据的更新。如图1所示，为本发明预报预测相结合的气象栅格数据更新方法的流程图，具体过程如下：

[0064] 第一步，从服务器上获取气象栅格数据，并定义气象栅格数据的时间序列。

[0065] 从服务器上获取气象栅格数据，若为一个月中的降水值x，设样本空间为$S=\{x\}$，若对每个$x\in S$，总有一个确定的函数$X(t, x)$，时间$t\in T$与它相对应，T为一个区间的时间。这样关于每一个时间t_n对应的函数记为X_n，$\{X_1, X_2, \cdots, X_n\}$可以看作一个随机过程，而每一个函数$X_n$称为这个随机过程的样本函数。把一个月内的降水值$\left\{x_1, x_2, \ldots, x_{n-1}, x_n\right\}$，作为时间序列的一组观测值。

[0066] 第二步，为气象栅格数据时间序列进行平稳性检验和处理。

[0067] 在设计预测模型之前，需要考虑气象栅格数据的平稳性，采用经典的ADF单位根检验法检测时间序列是否平稳，若平稳则进行下一步操作，若不平稳就将时间序列通过一阶差分法、二阶差分法处理，使其达到平稳性的要求。

[0068] 一个气象栅格数据的时间序列满足p阶自回归，如下：

[0069] $$x_t=\phi_0+\phi_1 x_{t-1}+\phi_2 x_{t-2}+\ldots+\phi_p x_{t-p}+\varepsilon_t$$

[0070] 其中x_t为t时刻气象栅格某种气象要素的值，ϕ_p为自回归系数，ε_t为残差。在等式两边同时减去x_{t-1}可得：

[0071] $$\begin{aligned}x_t-x_{t-1}=&(\phi_1+\phi_2+\ldots+\phi_p-1)x_{t-1}-(\phi_2+\ldots+\phi_p)\Delta x_{t-1}\\&-(\phi_3+\ldots+\phi_p)\Delta x_{t-2}-\ldots-\phi_p\Delta x_{t-p+1}+\varepsilon_t\end{aligned}$$

[0072] 其中x_t-x_{t-1}记为Δx_t，$\phi_1+\phi_2+\ldots+\phi_p-1$记为$\gamma$，$-(\phi_{i+1}+\ldots+\phi_p)$记为$\eta_i$。可简记为$\Delta x_t=\gamma x_{t-1}+\eta_1\Delta x_{t-1}+\ldots+\eta_{p-1}\Delta x_{t-p+1}+\varepsilon_t$。ADF单位根检测法的原理是基于$p$阶自回归模型的特征方程，上面假设的$p$阶自回归模型所对应的特征方程为$\lambda^p-\phi_1\lambda^{p-1}-\phi_2\lambda^{p-2}-\cdots-\phi_p=0$，如果该方程的所有特征根都在单位圆内，则序列平稳，反之不平稳。而在$\gamma=0$时，该特征方程必然存在至少一个单位根。所以在检测时间序列是否平稳时，如果$\gamma<0$，则为平稳；如果$\gamma=0$则为不平稳。当时间序列包含单位根时，这个回归系数是有偏差的。所以采用假设检验的方式，原假设为$\gamma=0$，即$\phi_1+\phi_2+\ldots+\phi_p-1=0$，此刻时间序列不平稳：备择假设为

$\gamma < 0$，即时间序列平稳。进一步构造ADF统计量 $\tau = \frac{\hat{\gamma}}{\hat{\sigma}}$，其中 $\hat{\gamma}$ 表示 γ 的估计，$\hat{\sigma}$ 表示估计标准差。当 τ 小于临界值，则认为时间序列平稳，反之不平稳。其中的临界值是在特定气象栅格数据样本通过蒙特卡洛模拟得到。通过上述方法判断时间序列是否平稳。

[0073]　除此以外，包含截距项和同时包含截距项和趋势项的另外两种形式为：

[0074]
$$\Delta x_t = \gamma x_{t-1} + \eta_1 \Delta x_{t-1} + \ldots + \eta_{p-1} \Delta x_{t-p+1} + \varepsilon_t + a_0$$
$$\Delta x_t = \gamma x_{t-1} + \eta_1 \Delta x_{t-1} + \ldots + \eta_{p-1} \Delta x_{t-p+1} + \varepsilon_t + a_0 + a_2 t$$

[0075]　其中 a_0，a_2 为常数，这两种形式也采用相同的检测方法。

[0076]　若气象栅格数据的时间序列不平稳，就对序列进行一阶差分法处理，一阶差分形式为：$\nabla x_t = x_t - x_{t-1}$。如果一阶差分处理后的时间序列还不能达到平稳性要求，则在一阶差分的基础上进行二阶差分处理，二阶差分形式为：

$\nabla^2 x_t = x_t - 2x_{t-1} + x_{t-2}$。处理之后还是用ADF单位根检测法检测。

[0077]　选择用来预测预报的气象栅格数据绝大部分情况都是平稳的。当时间序列判断为平稳，就可以进行模型识别与定阶。

[0078]　第三步，利用自相关系数与偏相关系数实现模型识别与定阶。

[0079]　根据第二步中，一个月降水值的平稳性时间序列，以这个序列作为样本，求出它的自相关系数和偏相关系数。自相关系数求解如下：

[0080]
$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^{n} (x_t - \bar{x})^2}, \forall 0 < k < n$$

[0081]　其中 n 为样本容量，x_t 为这个时间序列中 t 时刻的降水值，$\bar{x}$ 为样本降水数据的均值。

[0082]　偏相关系数求解如下：

[0083]
$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{\hat{D}_k}{\hat{D}}, \forall 0 < k < n$$

[0084] 其中系数矩阵的行列式 $\hat{D}=\begin{vmatrix} 1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_2 & \cdots & \hat{\rho}_{k-1} \\ \hat{\rho}_1 & 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-2} \\ \hat{\rho}_2 & \hat{\rho}_1 & 1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\rho}_{k-1} & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \cdots & 1 \end{vmatrix}$，

$$\hat{D}_k=\begin{vmatrix} 1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_2 & \cdots & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_1 \\ \hat{\rho}_1 & 1 & \hat{\rho}_1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-3} & \hat{\rho}_2 \\ \hat{\rho}_2 & \hat{\rho}_1 & 1 & \cdots & \hat{\rho}_{k-4} & \hat{\rho}_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \hat{\rho}_{k-4} & \cdots & 1 & \hat{\rho}_{k-1} \\ \hat{\rho}_{k-1} & \hat{\rho}_{k-2} & \hat{\rho}_{k-3} & \cdots & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_k \end{vmatrix}。$$

[0085] ARMA模型相关性特征如下表：

[0086]

自相关系数	偏相关系数	模型定阶
拖尾	p 阶截尾	$AR(p)$模型
q 阶截尾	拖尾	$MA(q)$模型
拖尾	拖尾	$ARMA(p,q)$模型

[0087] 拖尾是指时间序列以指数速度向零衰减；截尾是指时间序列从某个时点突然变得很小。在实际运用中，这个定阶原则在操作上有一定的困难。由于气象栅格数据样本的随机性，样本的相关系数不会呈现出理论上截尾的情况，它的时间序列的自相关系数与偏相关系数仍会小幅度波动。当n足够大的时候，这个降水样本的自相关系数和偏相关系数服从正态分布：即 $\hat{\rho}_k \sim N(0,\frac{1}{n})$，$\hat{\phi}_{kk} \sim N(0,\frac{1}{n})$，根据正态分布的性质有：

[0088] $$\Pr\left(-\frac{2}{\sqrt{n}} \le \hat{\rho}_k \le \frac{2}{\sqrt{n}}\right) \ge 0.95$$

[0089] $$\Pr\left(-\frac{2}{\sqrt{n}} \le \hat{\phi}_{kk} \le \frac{2}{\sqrt{n}}\right) \ge 0.95$$

[0090] 所以可以用2倍标准差范围来判断所得气象栅格数据的时间序列服从什么预测模型。

[0091] 如果所得降水时间序列的自相关系数$\hat{\rho}_k$，在最初的q项明显超过2倍标准差范围，即$\left|\hat{\rho}_k\right| > \frac{2}{\sqrt{n}}$；而在之后几乎95%的自相关系数都在2倍标准差范围以内，即$\left|\hat{\rho}_k\right| \le \frac{2}{\sqrt{n}}$，并且自相关系数衰减为0及其附近小值的过程很突然，这就表现出截尾性，称为自相关系数截尾，且截尾阶数为q，所以这个时间序列的预测模型可确定为阶数为q的$MA(q)$模型。同理时间序列的偏相关系数$\hat{\phi}_{kk}$，在最初的p项明显超过2倍标准差范围，在之后几乎95%的偏相关系数都在2倍标准差范围以内，并且偏相关系数衰减为0及其附近小值的过程很突然，则偏相关系数截尾，且截尾阶数为p，这个时间序列的预测模型可确定为阶数为p的$AR(p)$模型。如果时间序列的自相关系数和偏相关系数均有5%以上超过2倍标准差范围，或者自相关系数和偏相关系数衰减为0附近小值的过程比较缓慢，这就是自相关系数和偏相关系数拖尾，所以预测模型为$ARMA(p,q)$。

[0092] 在识别预测模型之后，需要对预测模型定阶，模型的阶数对预测结果的精确度有较大的影响。其中$AR(p)$、$MA(q)$预测模型在识别中就已经完成定阶，而$ARMA(p,q)$预测模型需要采用最小信息准则函数定阶法，即AIC法，来对预测模型进行模型定阶。$ARMA(p,q)$预测模型拟合的AIC准则函数为：$AIC = n\ln\hat{\sigma}_{\varepsilon}^{2} + 2\left(p+q+1\right)$。其中$n$为样本容量，$\hat{\sigma}_{\varepsilon}^{2}$为残差方差的估计值，$p,q$为模型阶数。当$AIC$函数取值最小时，此时的$p,q$就为模型的阶数。

[0093] 第四步，利用最小二乘法实现模型参数估计。

[0094] 在对气象栅格数据时间序列确定好模型与定阶后，接下来就需要通过最小二乘法利用观测值来确定预测模型中的未知参数值。最小二乘法的主要思想是计算出残差平方和，当计算结果达到最小时，所对应的参数值即为模型的参数估计值。在$ARMA(p,q)$模型中：$x_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j}$，$\phi_i$与$\theta_j$分别为自回归系数与移动平均系数，也就是需要求解的系数。根据条件最小二乘法，之前没有观测到的序列值为0，也就

是，$t\leqslant 0$时，$x_t=0$，可以得到残差的有限项表达式：$\varepsilon_t=x_t-\sum_{m=1}^{t}\pi_m x_{t-m}$，其中$\pi_m$为$ARMA(p,q)$模型逆转形式中的逆函数。所以残差平方和$Q=\sum_{l=1}^{n}\varepsilon_t^2=\sum_{l=1}^{n}(x_t-\sum_{m=1}^{t}\pi_m x_{t-m})^2$，再通过迭代使残差平方和到达最小值。而又因为$\varepsilon_t=x_t-(\phi_0+\sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t-i}-\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j})$，

$Q=\sum_{l=1}^{n}\varepsilon_t^2=\sum_{l=1}^{n}(x_t-\phi_0-\sum_{i=1}^{p}\phi_i x_{t-i}+\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j})^2$，联立方程即可估计出$\phi_0,\phi_1,\ldots,\phi_p,\theta_1,\ldots,\theta_q$的值。因为$ARMA(p,q)$包含了$AR(p)$、$MA(q)$模型的性质，同理$AR(p)$、$MA(q)$模型同样也按照最小二乘法估计出参数。

[0095] 到此就完成了气象栅格数据序列的预测模型的建模。

[0096] 第五步，通过时间序列建模完成气象栅格数据的预报预测与更新。

[0097] 在已知的历史气象栅格数据信息$\left\{x_1,x_2,\ldots,x_{n-1},x_n\right\}$，对时间序列未来某个时间的$x_{t+k}$ $(k=1,2,\cdots)$进行预测。一般是根据预测误差的平方达到最小时来预测，可以通过求解条件期望$E_t x_{t+k}$的方式来预测。根据第三步中，选择适合的模型实现预测。

[0098] 在$AR(p)$模型中：

[0099] $$x_t=\phi_0+\phi_1 x_{t-1}+\phi_2 x_{t-2}+\ldots+\phi_p x_{t-p}+\varepsilon_t$$

[0100] 第$t+k$个时间点的x_{t+k}可以表示为：

[0101] $$x_{t+k}=\phi_0+\phi_1 x_{t+k-1}+\phi_2 x_{t+k-2}+\ldots+\phi_p x_{t+k-p}+\varepsilon_{t+k}$$

[0102] 因此预测值为：

[0103] $$E_t x_{t+k}=\phi_0+\phi_1 E_t x_{t+k-1}+\phi_2 E_t x_{t+k-2}+\ldots+\phi_p E_t x_{t+k-p}+E_t\varepsilon_{t+k}$$

[0104] 因为当$k>0$需要预测的气象栅格数据，不像已获取的数据一样有残差，所以$E_t\varepsilon_{t+k}=0$，因此预测值为：

$E_t x_{t+k}=\phi_0+\phi_1 E_t x_{t+k-1}+\phi_2 E_t x_{t+k-2}+\ldots+\phi_p E_t x_{t+k-p}$。

[0105] 在$MA(q)$模型中：

[0106] $$x_t=\theta_0-\theta_1\varepsilon_{t-1}-\theta_2\varepsilon_{t-2}-\ldots-\theta_q\varepsilon_{t-q}+\varepsilon_t$$

[0107] 第$t+k$个时间点的x_{t+k}可以表示为：

[0108] $$x_{t+k}=\theta_0-\theta_1\varepsilon_{t+k-1}-\theta_2\varepsilon_{t+k-2}-\ldots-\theta_q\varepsilon_{t+k-q}+\varepsilon_{t+k}$$

[0109] 预测值为：

[0110] $$E_tx_{t+k}=\theta_0-\theta_1E_t\varepsilon_{t+k-1}-\theta_2E_t\varepsilon_{t+k-2}-\ldots-\theta_qE_t\varepsilon_{t+k-q}+E_t\varepsilon_{t+k}$$

[0111] 当$k\leqslant q$时，也就是t之前的时间，残差是已知的，所以$E_t\varepsilon_{t+k-q}=\varepsilon_{t+k-q}$；当$k>q$时，是$t$之后的时刻，同理$AR(p)$模型，预测值没有残差，$E_t\varepsilon_{t+k-q}=0$。所以预测值为：

[0112] $$E_tx_{t+k}=\begin{cases}\theta_0-\theta_1\varepsilon_{t+k-1}-\theta_2\varepsilon_{t+k-2}-\ldots-\theta_q\varepsilon_{t+k-q}, & k\le q\\ \theta_0, & k>q\end{cases}$$

[0113] $ARMA(p,q)$模型是$AR(p)$模型与$MA(q)$模型的结合，在$ARMA(p,q)$模型中：

[0114] $$x_t=\phi_0+\sum_{i=1}^{p}\phi_ix_{t-i}+\varepsilon_t-\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j}$$

[0115] 第$t+k$个时间点的x_{t+k}可以表示为：

[0116] $$x_{t+k}=\phi_0+\sum_{i=1}^{p}\phi_ix_{t+k-i}+\varepsilon_{t+k}-\sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t+k-j}$$

[0117] 预测值为$AR(p)$模型与$MA(q)$模型叠加：

[0118] $$E_tx_{t+k}=\begin{cases}\phi_0+\phi_1E_tx_{t+k-1}+\phi_2E_tx_{t+k-2}+\ldots+\phi_pE_tx_{t+k-p} & \\ -\theta_1\varepsilon_{t+k-1}-\theta_2\varepsilon_{t+k-2}-\ldots-\theta_q\varepsilon_{t+k-q}, & k\le q\\ \phi_0+\phi_1E_tx_{t+k-1}+\phi_2E_tx_{t+k-2}+\ldots+\phi_pE_tx_{t+k-p}, & k>q\end{cases}$$

[0119] 用已获取的过去气象栅格数据，作为初始样本来预测未来几天的气象栅格数据，例如用前30天的数据预测第31天的数据，再用前29天和未来预测第31天的数据预测第32天的数据，以此类推，达到气象栅格数据的预测预报效果，并实现气象栅格数据更新。

[0120] 以上实施例仅为说明本发明的技术思想，不能以此限定本发明的保护范围，凡是按照本发明提出的技术思想，在技术方案基础上所做的任何改动，均落入本发明保护范围之内。

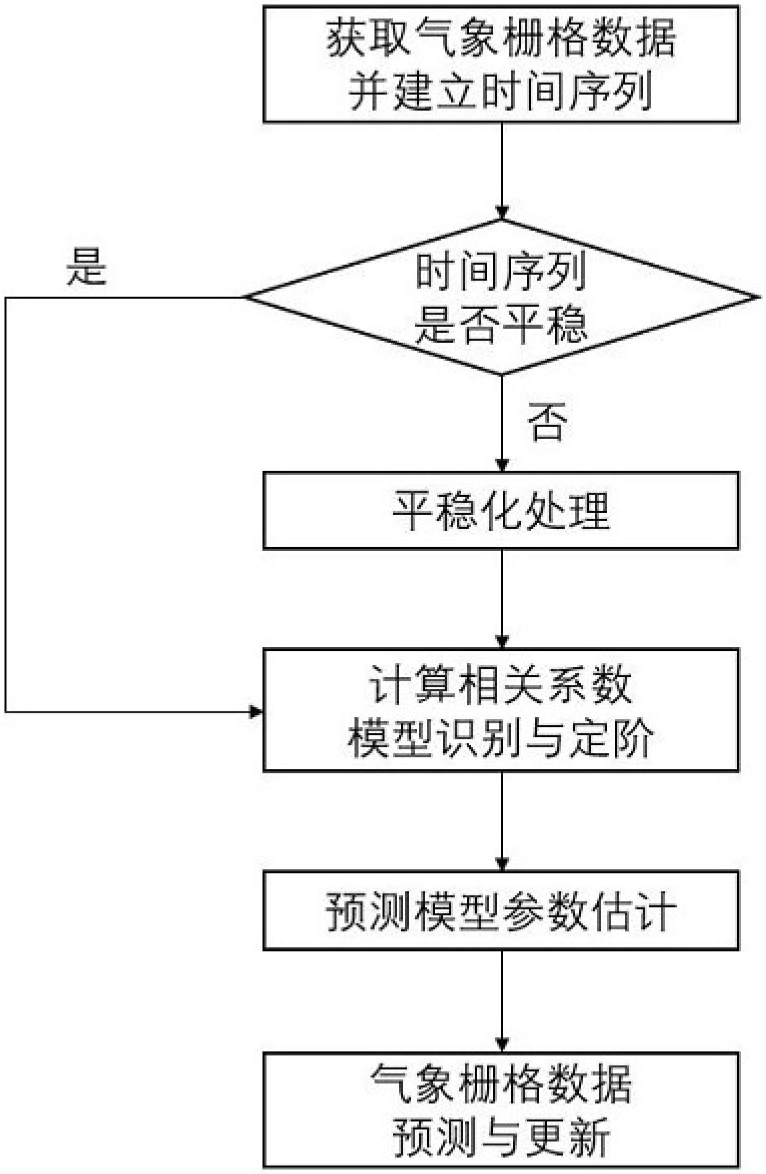

获取气象栅格数据
并建立时间序列
时间序列
是否平稳
是
否
平稳化处理
计算相关系数
模型识别与定阶
预测模型参数估计
气象栅格数据
预测与更新

图1