



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107677393 B

(45)授权公告日 2019.04.19

(21)申请号 201710798296.X

(22)申请日 2017.09.07

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 107677393 A

(43)申请公布日 2018.02.09

(73)专利权人 西北工业大学
地址 710072 陕西省西安市友谊西路127号

(72)发明人 李鑫 欧兴涛 李智 段哲民
周巍

(74)专利代理机构 西北工业大学专利中心
61204

代理人 常威威

(51)Int.Cl.
G01K 15/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 101106413 A,2008.01.16,
CN 106443179 A,2017.02.22,
CN 102722197 A,2012.10.10,
US 8143580 B1,2012.03.27,
EP 1132715 A1,2001.09.12,

审查员 邵欢

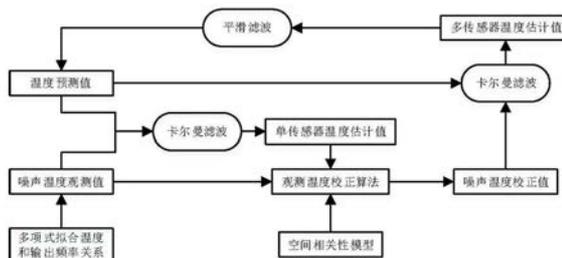
权利要求书2页 说明书7页 附图4页

(54)发明名称

一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准的方法

(57)摘要

本发明提供了一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准的方法。首先,利用平滑滤波得到热传感器温度预测值;然后,通过卡尔曼滤波将温度预测值和观测值进行融合,得到第一次热传感器温度校准值;接着,利用第一次卡尔曼滤波得到的校准值和相关性系数判断热传感器观测值偏大或偏小,并对热传感器温度观测值进行校正;最后,再次利用卡尔曼滤波将校正后的观测值和平滑滤波得到的预测值进行融合。利用本发明方法可以得到更加准确的热传感器温度估计值,实现热传感器温度的实时校准。



1. 一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准的方法,其特征在于步骤如下:

步骤1:根据频率与温度的关系式模拟不同温度下对应的输出频率值,将模拟得到的温度和频率的数据集进行多项式拟合,通过拟合关系式将环形振荡器输出频率转换为热传感器温度观测值;

步骤2:对所有当前时刻之前的温度校准值向量进行平滑滤波,得到热传感器的温度预测值向量 $\hat{T}(k|k-1)$:

$$\hat{T}(k|k-1) = \mathbf{B} \left[\left(\sum_{t=k-N_s}^{t=k-1} \hat{T}(t|t) \right) / N_s \right] \quad (1)$$

其中, \hat{T} 为温度预测值向量, k 表示当前时刻, N_s 为平滑滤波长度, $N_s \leq k-1$, \mathbf{B} 为系统输入矩阵;

步骤3:利用 $\hat{T}(k|k) = \hat{T}(k|k-1) + \mathbf{K}(k) [\mathbf{S}(k) - \mathbf{H} \hat{T}(k|k-1)]$ 将步骤2得到的温度预测值向量 $\hat{T}(k|k-1)$ 和温度观测值向量 $\mathbf{S}(k)$ 进行卡尔曼滤波融合,得到热传感器的第一次温度校准值向量 $\hat{T}(k|k)$;

其中, $\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1}$ 为卡尔曼增益矩阵, \mathbf{H} 为系统输出矩阵, \mathbf{R} 为观测噪声向量 $\mathbf{v}(k)$ 的协方差矩阵, $\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{B} \mathbf{P}(k-1|k-1) \mathbf{B}^T + \mathbf{Q}$ 为误差协方差矩阵,满足 $\mathbf{P}(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \mathbf{H}] \mathbf{P}(k|k-1)$, \mathbf{I} 为单位矩阵, \mathbf{Q} 为过程噪声向量 $\omega(k)$ 的协方差矩阵;

步骤4:利用 $\rho_{i,j} = 2 \left(\frac{bv_{i,j}}{2} \right)^{s-1} \kappa_{s-1}(bv_{i,j}) \Gamma(s-1)^{-1}$ 计算两两传感器之间的相关性系数,其

中, κ 为第二类修正贝塞尔函数, Γ 为伽马函数, v 为两个传感器之间的空间距离, b 和 s 为调节函数形状的两个实数参数, $b, s > 0$, ρ 为相关性系数,下标 i, j 为传感器序号, $i, j = 1, \dots, M$, M 为传感器个数;

对于任一传感器 m ,如果其和所有其他传感器的相关性系数均满足 $\rho_{m,i} < \lambda$, $i = 1, \dots, M$ 且 $i \neq m$, λ 为设定阈值, $\lambda \in (0, 1)$,则 $\hat{S}_m(k) = S_m(k)$;否则,按式(2)对该传感器的温度观测值 $S_m(k)$ 进行修正,得到修正后的温度观测值向量 $\hat{\mathbf{S}}(k)$:

$$\hat{S}_m(k) = \begin{cases} S_m(k) + \frac{\rho_{m,n} |S_n(k) - \hat{T}_n(k|k)|}{2} & S_m(k) < \hat{T}_m(k|k) \text{ 且 } S_n(k) < \hat{T}_n(k|k) \\ S_m(k) - \frac{\rho_{m,n} |S_n(k) - \hat{T}_n(k|k)|}{2} & S_m(k) > \hat{T}_m(k|k) \text{ 且 } S_n(k) > \hat{T}_n(k|k) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\hat{S}_m(k)$ 为传感器 m 修正后的温度观测值,也即修正后的温度观测值向量的第 m 个分量; $S_m(k)$ 为温度观测值向量 $\mathbf{S}(k)$ 的第 m 个分量; $S_n(k)$ 为温度观测值向量 $\mathbf{S}(k)$ 的第 n 个分量; $\hat{T}_m(k|k)$ 为传感器 m 的第一次温度校准值,也即第一次温度校准值向量 $\hat{\mathbf{T}}(k|k)$ 的第 m 个分量; $\hat{T}_n(k|k)$ 为传感器 n 的第一次温度校准值,也即第一次温度校准值向量 $\hat{\mathbf{T}}(k|k)$ 的第 n 个分量; n 为满足 $\rho_{m,n} > \rho_{m,j}$, $\forall j = 1, \dots, M$ 且 $j \neq m, n$ 的传感器序号;

步骤5:按式(3)对修正后的温度观测值向量 $\widehat{\mathbf{S}}(k)$ 和温度预测值向量 $\widehat{\mathbf{T}}(k|k-1)$ 进行二次卡尔曼滤波,得到当前时刻热传感器最终的温度校准值向量 $\mathbf{T}(k|k)$:

$$\mathbf{T}(k|k) = \widehat{\mathbf{T}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k) [\widehat{\mathbf{S}}(k) - \mathbf{H} \widehat{\mathbf{T}}(k|k-1)] \quad (3)$$

一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准的方法

技术领域

[0001] 本发明属芯片温度监控技术领域,具体涉及一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准的方法。

背景技术

[0002] 随着集成电路特征尺寸的缩小和性能需求的增加,其功率密度迅速上升,导致芯片温度不断升高。此外,为了提高处理器性能,芯片设计者不断提升处理器频率,导致其动态功耗不断增加。再者,随着集成电路制造技术的不断改进,门电路的阈值电压、氧化厚度以及通道长度进一步减小,致使漏电流不断增大,漏电功耗(即静态功耗)显著增加。目前研究显示,电路总功耗中静态功耗已经占据一半以上。值得注意的是,静态功耗不但与制造工艺有关,还和芯片温度存在一定关系。一方面,静态功耗随芯片温度的上升呈指数级增加;另一方面,增加的静态功耗反过来会进一步提高芯片温度,导致恶性循环,进而出现热失控。

[0003] 近年来,高性能多核处理器普遍集成片上热传感器,采用动态热管理(Dynamic Thermal Management,DTM)技术对芯片实施连续温度监控,一旦温度超过警戒阈值,便采取调节手段使其恢复到安全范围内。然而,实际芯片中的热传感器不可避免地伴随有多种噪声,例如制造随机性噪声、电源电压噪声、温度与电路参数交叉耦合和非线性关系引起的噪声等等。这些噪声大部分是由于生产制造的不完美性和环境的不确定性造成的。具体来说,因为当前半导体工艺技术的客观限制,不可避免地存在生产制造的随机性,即在实际制造中各个器件不可能和设计的参数毫无出入。同时,在芯片上还存在着电网噪声和交叉耦合效应。此外,热传感器的温度参数和芯片参数之间还存在一些非线性的限制关系问题。由于这些噪声源理论上不能被完全消除,即使不断提高半导体的制造工艺,努力提供稳定的运行环境,也只能减小噪声的产生,这就给动态热管理的运行埋下了隐患。如果不对片上热传感器温度读数进行降噪处理,热点误警率会显著增加,在一定程度上会加剧错误的预警和不必要的响应,使动态热管理的可靠性受到严重影响,给系统性能带来不必要的损失。一方面,过高的温度估计会引起错误的预警和触发不必要的热控制机制,导致动态热管理的使用次数增加;另一方面,过低的温度估计将极大降低处理器的可靠性,甚至导致芯片的损坏。

[0004] 实时有效的热传感器温度校准方法对芯片的性能、寿命、可靠性等影响至关重要,已成为一个新兴且极其重要的研究方向及一个迫切需要解决的问题。通过对现有技术文献检索发现,Yufu Zhang和Ankur Srivastava在2011年IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems (IEEE超大规模集成电路系统)发表文章《Accurate Temperature Estimation Using Noisy Thermal Sensors for Gaussian and Non-Gaussian Cases》(对于含噪热传感器在高斯和非高斯噪声下的精确温度估计),该文章对于芯片上含噪热传感器温度估计提出了一种统计学的处理方法,分别对单传感器和多传感器在高斯和非高斯噪声两种状态下的温度估计进行分析。其不足之处在于该方法首先需要

模拟出芯片的先验功率密度信息,缺乏实时预测的能力,实用性较差。

发明内容

[0005] 为了克服现有技术的不足,本发明提供一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准的方法。本发明方法是一种基于平滑滤波和空间相关性的卡尔曼滤波估计方法:首先,利用多项式拟合热传感器温度和输出频率之间的非线性关系,获得温度观测值;然后,通过平滑滤波技术得到温度预测值,进而将温度观测值和预测值利用卡尔曼滤波进行融合;接着,建立多传感器空间相关性模型和观测温度校正算法,利用相关性对噪声温度观测值进行修正;最后,再次利用卡尔曼滤波将修正后的观测值和平滑滤波得到的预测值进行融合,给出最佳温度读数估计值。

[0006] 一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准的方法,其特征在于步骤如下:

[0007] 步骤1:根据频率与温度的关系式模拟不同温度下对应的输出频率值,将模拟得到的温度和频率的数据集进行多项式拟合,通过拟合关系式将环形振荡器输出频率转换为热传感器温度观测值;

[0008] 步骤2:对所有当前时刻之前的温度校准值向量进行平滑滤波,得到热传感器的温度预测值向量 $\hat{T}(k|k-1)$:

$$[0009] \quad \hat{T}(k|k-1) = B \left[\left(\sum_{t=k-N_s}^{t=k-1} \hat{T}(t|t) \right) / N_s \right] \quad (1)$$

[0010] 其中, \hat{T} 为温度预测值向量, k 表示当前时刻, N_s 为平滑滤波长度, $N_s \leq k-1$, B 为系统输入矩阵;

[0011] 步骤3:利用 $\hat{T}(k|k) = \hat{T}(k|k-1) + K(k) [S(k) - H \hat{T}(k|k-1)]$ 将步骤2得到的温度预测值向量 $\hat{T}(k|k-1)$ 和温度观测值向量 $S(k)$ 进行卡尔曼滤波融合,得到热传感器的第一次温度校准值向量 $\hat{T}(k|k)$;

[0012] 其中, $K(k) = P(k|k-1) H^T [H P(k|k-1) H^T + R]^{-1}$ 为卡尔曼增益矩阵, H 为系统输出矩阵, R 为观测噪声向量 $v(k)$ 的协方差矩阵, $P(k|k-1) = B P(k-1|k-1) B^T + Q$ 为误差协方差矩阵,满足 $P(k|k) = [I - K(k) H] P(k|k-1)$, I 为单位矩阵, Q 为过程噪声向量 $\omega(k)$ 的协方差矩阵;

[0013] 步骤4:利用 $\rho_{i,j} = 2 \left(\frac{bv_{i,j}}{2} \right)^{s-1} \kappa_{s-1}(bv_{i,j}) \Gamma(s-1)^{-1}$ 计算两两传感器之间的相关性系

数,其中, κ 为第二类修正贝塞尔函数, Γ 为伽马函数, v 为两个传感器之间的空间距离, b 和 s 为调节函数形状的两个实数参数, $b, s > 0$, ρ 为相关性系数,下标 i, j 为传感器序号, $i, j = 1, \dots, M$, M 为传感器个数;

[0014] 对于任一传感器 m ,如果其和所有其他传感器的相关性系数均满足 $\rho_{m,i} < \lambda$, $i = 1, \dots, M$ 且 $i \neq m$, λ 为设定阈值, $\lambda \in (0, 1)$,则 $\hat{S}_m(k) = S_m(k)$;按式(2)对该传感器的温度观测值 $S_m(k)$ 进行修正,得到修正后的温度观测值向量 $\hat{S}(k)$;

[0015]

$$\hat{S}_m(k) = \begin{cases} S_m(k) + \frac{\rho_{m,n} |S_n(k) - \hat{T}_n(k|k)|}{2} & S_m(k) < \hat{T}_m(k|k) \text{ 且 } S_n(k) < \hat{T}_n(k|k) \\ S_m(k) - \frac{\rho_{m,n} |S_n(k) - \hat{T}_n(k|k)|}{2} & S_m(k) > \hat{T}_m(k|k) \text{ 且 } S_n(k) > \hat{T}_n(k|k) \end{cases} \quad (2)$$

[0016] 其中, $\hat{S}_m(k)$ 为传感器m修正后的温度观测值, 也即修正后的温度观测值向量的第m个分量; $S_m(k)$ 为温度观测值向量 $S(k)$ 的第m个分量; $S_n(k)$ 为温度观测值向量 $S(k)$ 的第n个分量; $\hat{T}_m(k|k)$ 为传感器m的第一次温度校准值, 也即第一次温度校准值向量 $\hat{T}(k|k)$ 的第m个分量; $\hat{T}_n(k|k)$ 为传感器n的第一次温度校准值, 也即第一次温度校准值向量 $\hat{T}(k|k)$ 的第n个分量; n为满足 $\rho_{m,n} > \rho_{m,j}, \forall j = 1, \dots, M$ 且 $j \neq m, n$ 的传感器序号;

[0017] 步骤5: 按式(3)对修正后的温度观测值向量 $\hat{S}(k)$ 和温度预测值向量 $\hat{T}(k|k-1)$ 进行二次卡尔曼滤波, 得到当前时刻热传感器最终的温度校准值向量 $T(k|k)$:

$$T(k|k) = \hat{T}(k|k-1) + K(k) [\hat{S}(k) - H \hat{T}(k|k-1)] \quad (3)$$

[0019] 本发明的有益效果是: 由于采用基于平滑滤波的卡尔曼滤波, 故热传感器温度的预测值将更加平稳贴近实际温度值, 同时利用芯片热点温度之间的空间相关性对热传感器温度观测值进行修正, 因此最终将得到更加准确的热传感器温度估计值。

附图说明

[0020] 图1为本发明的一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准方法的流程图

[0021] 图2为含噪声时热传感器在不同温度下输出频率的概率密度函数图

[0022] 图3为热传感器输出频率和温度多项式拟合图

[0023] 图4为热传感器相关性图

[0024] 图5为实际温度曲线

[0025] 图6为加入噪声后的温度曲线

[0026] 图7为卡尔曼滤波后的温度曲线

[0027] 图8为基于平滑滤波的卡尔曼滤波后的温度曲线

[0028] 图9为基于空间相关性和平滑滤波的卡尔曼滤波后的温度曲线

具体实施方式

[0029] 下面结合附图和实施例对本发明进一步说明, 本发明包括但不限于下述实施例。

[0030] 本发明方法的主要思路为: 对于卡尔曼滤波引入平滑滤波和相关性模型。首先, 利用平滑滤波得到热传感器温度预测值; 然后, 通过卡尔曼滤波将温度预测值和观测值进行融合, 得到第一次热传感器温度校准值; 接着, 利用第一次卡尔曼滤波得到的校准值和相关性系数判断热传感器观测值偏大或偏小, 并对热传感器温度观测值进行校正; 最后, 再次利用卡尔曼滤波将校正后的观测值和平滑滤波得到的预测值进行融合。

[0031] 如图1所示,本发明的一种芯片动态热管理中热传感器温度实时校准方法,具体实现过程如下:

[0032] 1、利用多项式拟合简化热传感器温度和频率之间的非线性关系,得到温度观测值。

[0033] 目前,片上热传感器的组成结构主要采用环形振荡器的形式,其由奇数个反相器和一个计数器构成。反相器完成高低电平的转换需要一定的时间,计数器所输出的振荡频率由每个反相器的传播延迟决定。反相器从高电平转换到低电平的转换时间可以表示为:

$$[0034] \quad t_{PHL} = \frac{2C}{\mu_n C_{ox} (W/L)_n (V_{DD} - V_t)} \left[\frac{V_t}{V_{DD} - V_t} + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{3V_{DD} - 4V_t}{V_{DD}} \right) \right] \quad (4)$$

[0035] 其中, μ_n 为N型金属-氧化物-半导体(N-type Metal-Oxide-Semiconductor, NMOS)中电子的迁移率, $(W/L)_n$ 为NMOS管的宽长比, C_{ox} 为单位门面积电容($C_{ox} = \epsilon_{ox}/T_{ox}$), C 为驱动反相器的有效负载电容, V_{DD} 为电源电压, V_t 为阈值电压。同理,可以得到反相器从低电平转换到高电平的转换时间 t_{PLH} ,只需将 μ_n 和 $(W/L)_n$ 分别换成对应P型金属-氧化物-半导体(P-type Metal-Oxide-Semiconductor, PMOS)的 μ_p 和 $(W/L)_p$ 即可。因此,环形振荡器的输出频率可以表示为:

$$[0036] \quad f = \frac{1}{P} = \frac{1}{N(t_{PHL} + t_{PLH})} \quad (5)$$

[0037] 由式(4)和(5)中可以看出,环形振荡器的输出频率受到阈值电压 V_t 以及MOS管中电子(或空穴)迁移率 μ_n (或 μ_p)的影响。然而, V_t 和 μ_n (或 μ_p)对温度非常敏感,为了更加确切的描述温度效应,可以使用以下两个经验公式:

$$[0038] \quad V_t = V_{t0} - 0.002(T - T_0) \quad (6)$$

$$[0039] \quad \mu_{n/p} = \mu_0 (T/T_0)^{-1.5} \quad (7)$$

[0040] 其中, V_{t0} 和 μ_0 分别为 V_t 和 μ_n (或 μ_p)在室温 T_0 下的标准值。由式(6)和(7)可知,温度每升高 1°C , V_t 就会减小2毫伏, μ_n (或 μ_p)则会以一个更复杂的关系减小。由于在对反相器电平转换时间的影响中 μ_n (或 μ_p)占主导地位,因此,环形振荡器的输出频率随温度上升而下降。所以,片上热传感器可以利用环形振荡器的输出频率来测量芯片的温度。

[0041] 然而,由于生产制造的随机性和环境的不确定性,环形振荡器的输出频率易受到一些随机参数的影响,例如电源电压 V_{DD} 的波动等。因此,热传感器所提供的温度读数具有很大的不确定性。针对表1所示的不同高斯分布的随机噪声参数特性,对环形振荡器的输出频率做不同温度下的蒙特卡洛模拟(图2所示),温度范围从 30°C 到 70°C (增量为 10°C),每组采样100000次。由图2可见,不同温度下输出频率的概率密度曲线发生了严重的重叠现象,这说明在噪声的影响下温度和输出频率并不是一一对应的关系。因此,噪声对热传感器的影响不能被忽略,不能盲目地相信热传感器所提供的温度读数。

[0042] 表1

[0043]

噪声参数	W_n/W_p (nm)	L_n/L_p (nm)	T_{ox} (nm)	V_{DD} (V)	V_i (V)	μ_n/μ_p ($m^2/V \cdot s$)
均值	270	180	4.1	3	0.45	0.034
标准差	5%	6%	3%	5%	4%	2%

[0044] 因此,需要将温度和频率之间的关系进行简化。因此利用式(4)~(7)在MATLAB中模拟不同温度下对应的热传感器频率输出值。将模拟得到的温度和频率的数据集进行多项式拟合(如图3所示),再通过拟合关系式将环形振荡器输出频率转换为热传感器温度观测值。

[0045] 2、利用平滑滤波得到热传感器温度预测值。

[0046] 利用卡尔曼滤波进行温度估计时,首先需要建立热传感器的预测和观测模型,如式(8)和(9)所示:

$$[0047] \quad T(k) = B T(k-1) + \omega(k) \quad (8)$$

$$[0048] \quad S(k) = H T(k) + v(k) \quad (9)$$

[0049] 式(8)中,k表示当前时刻,T(k)为当前时刻热传感器温度值向量,T(k-1)为上一时刻温度预测值向量,B为系统输入矩阵, $\omega(k)$ 为过程噪声向量。式(9)中,S(k)为热传感器温度观测值向量,H为系统输出矩阵,v(k)为观测噪声向量。

[0050] 基于短采样间隔片上温度不会发生突变的特性,可利用当前时刻之前的温度校准值通过平滑滤波建立更加精确的温度预测值,以最大化减少温度波动(毛刺)的影响,即:

$$[0051] \quad \hat{T}(k|k-1) = B \left[\left(\sum_{t=k-N_s}^{t=k-1} \hat{T}(t|t) \right) / N_s \right] \quad (10)$$

[0052] 其中, \hat{T} 为温度预测值向量, N_s 为平滑滤波长度, $N_s \leq k-1$,本实施例中 $N_s=5$ 。

[0053] 3、将温度预测值和观测值利用卡尔曼滤波进行融合。

[0054] 将上一步平滑滤波得到热传感器温度预测值向量 $\hat{T}(k|k-1)$ 和温度观测值向量S(k)进行卡尔曼滤波融合,得到热传感器的第一次温度校准值向量 $\hat{T}(k|k)$ 。具体过程如下:

$$[0055] \quad P(k|k-1) = B P(k-1|k-1) B^T + Q \quad (11)$$

$$[0056] \quad K(k) = P(k|k-1) H^T [H P(k|k-1) H^T + R]^{-1} \quad (12)$$

$$[0057] \quad \hat{T}(k|k) = \hat{T}(k|k-1) + K(k) [S(k) - H \hat{T}(k|k-1)] \quad (13)$$

$$[0058] \quad P(k|k) = [I - K(k) H] P(k|k-1) \quad (14)$$

[0059] 其中,P(k|k-1)为误差协方差矩阵,Q为 $\omega(k)$ 的协方差矩阵,K(k)为卡尔曼增益矩阵,R为v(k)的协方差矩阵,P(k|k)为更新后的误差协方差矩阵,本实施例中,P初值设为0.04的对角矩阵。

[0060] 4、计算热传感器两两之间相关性,并利用相关性和卡尔曼滤波值修正温度观测值。

[0061] 芯片上不同位置的温度变化具有相关性,距离越近相关性越高,利用相关性可以对热传感器噪声温度观测值进行修正,以提高温度估计的准确性。对于距离相差为v的两个热传感器,由于它们的协方差可以近似看作距离v的函数,因此,可建立如下所示的空间相

关性模型：

$$[0062] \quad \rho(v) = 2 \left(\frac{bv}{2} \right)^{s-1} \kappa_{s-1}(bv) \Gamma(s-1)^{-1} \quad (15)$$

[0063] 其中, κ 为第二类修正贝塞尔函数, Γ 为伽马函数, v 为传感器之间的空间距离, b 和 s 为调节函数形状的两个实数参数, $b, s > 0$, 本实施例中 $b=1, s=8$, ρ 为相关性系数。图4为 b 和 s 不同取值下相关性图。

[0064] 利用相关性模型可以获得任意两个热传感器之间的相关性系数 ρ , 在此基础上, 设定阈值 λ ($\lambda \in (0, 1)$), 当相关性系数小于该阈值时 ($\rho < \lambda$) 说明两个热传感器之间的相关性太低, 则不进行修正, 反之, 则对观测值进行修正。本实施例中 $\lambda=0.6$ 。

[0065] 本实施例对三个热传感器 (P1, P2, P3) 进行温度校准, 以热传感器 P1 为例, 分别计算热传感器 P1 与热传感器 P2、热传感器 P1 与热传感器 P3 之间的相关性系数 $\rho_{P1, P2}$ 和 $\rho_{P1, P3}$, 如果 $\rho_{P1, P2} > \rho_{P1, P3}$ 且 $\rho_{P1, P2} > \lambda$, 则选取热传感器 P2 对 P1 进行修正, 具体流程为:

[0066] (1) 利用基于平滑滤波的卡尔曼滤波对 P1、P2 两个热传感器温度进行第一次估

[0067] 计得到 $\hat{T}_{P1}(k|k)$ 和 $\hat{T}_{P2}(k|k)$;

[0068]

$$(2) \quad \hat{S}_{P1}(k) = \begin{cases} S_{P1}(k) + \frac{\rho_{P1, P2} |S_{P2}(k) - \hat{T}_{P2}(k|k)|}{2} & S_{P1}(k) < \hat{T}_{P1}(k|k) \text{ 且 } S_{P2}(k) < \hat{T}_{P2}(k|k) \\ S_{P1}(k) - \frac{\rho_{P1, P2} |S_{P2}(k) - \hat{T}_{P2}(k|k)|}{2} & S_{P1}(k) > \hat{T}_{P1}(k|k) \text{ 且 } S_{P2}(k) > \hat{T}_{P2}(k|k) \end{cases} \quad (16)$$

[0069] $\hat{S}_{P1}(k)$ 即为修正后的传感器 P1 的温度观测值。

[0070] 对所有传感器均按上述过程进行相关性系数计算和修正, 得到修正后的温度观测值向量 $\hat{\mathbf{S}}(k)$ 。

[0071] 5、对修正后的温度观测值和预测值进行二次卡尔曼滤波得到最终校准值。

[0072] 修正后的热传感器温度观测值需再次通过卡尔曼滤波得到最终的温度校准值, 即:

$$[0073] \quad \hat{\mathbf{T}}(k|k) = \hat{\mathbf{T}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k) [\hat{\mathbf{S}}(k) - \mathbf{H} \hat{\mathbf{T}}(k|k-1)] \quad (17)$$

[0074] 其中, $\hat{\mathbf{S}}(k) = \{\hat{S}_{P1}(k), \hat{S}_{P2}(k), \dots\}$ 为热传感器修正温度观测值向量, $\hat{\mathbf{T}}(k|k-1)$ 为平滑滤波得到的热传感器温度预测值向量, $\hat{\mathbf{T}}(k|k)$ 为卡尔曼滤波结果, 即热传感器最终温度校准值。

[0075] 本实施例中对三个热传感器 (P1、P2、P3) 进行温度校准, 每个热传感器采样 3000 个点, 实际温度曲线如图 5 所示, 然后对其加入高斯噪声, 如图 6 所示。采用三种不同的滤波方案进行温度校准: 方案一、卡尔曼滤波; 方案二、基于平滑滤波的卡尔曼滤波; 方案三、基于空间相关性和平滑滤波的卡尔曼滤波。图 7-9 分别为三种滤波方案后的温度曲线。

[0076] 表 2

[0077]	V_{DD}	均方根误差(RMSE)			信噪比(SNR)		
	均值/标准差	方案一	方案二	方案三	方案一	方案二	方案三
	3V/5%	0.2034	0.1791	0.1739	7.2366	8.3384	8.5959
	3V/10%	0.2758	0.2383	0.2326	4.6100	5.8820	6.1106

[0078] 表2为三种滤波方案的均方根误差和信噪比数据。可以看出,基于空间相关性和平滑滤波的卡尔曼滤波相比较单纯的卡尔曼滤波精确度大幅提升。经MATLAB仿真运行时间为90毫秒,平均每一次校正时间为0.03毫秒,远远小于采样间隔(17毫秒),故可实现实时校正。

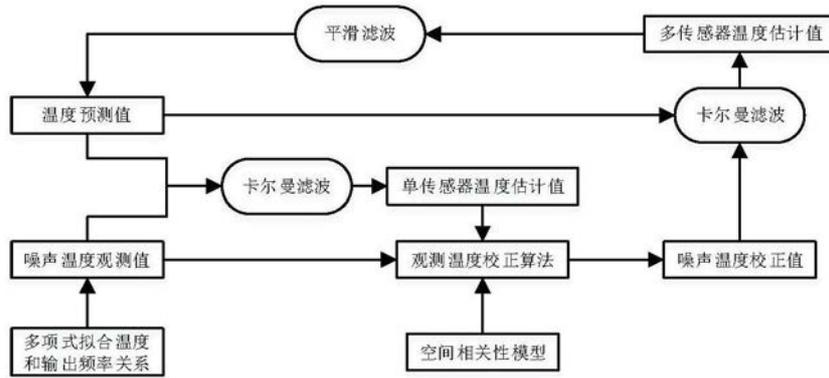


图1

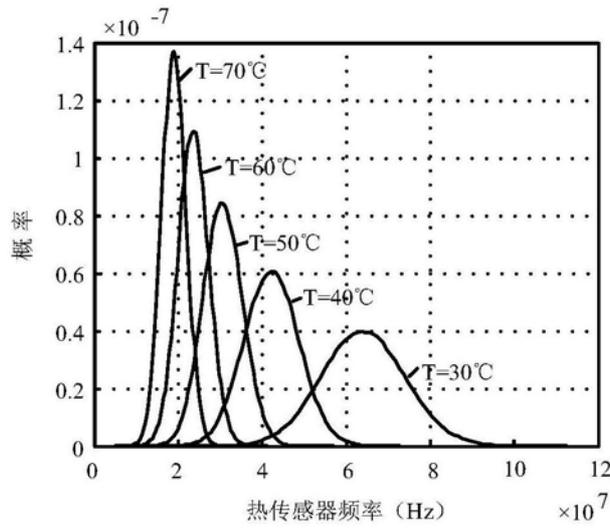


图2

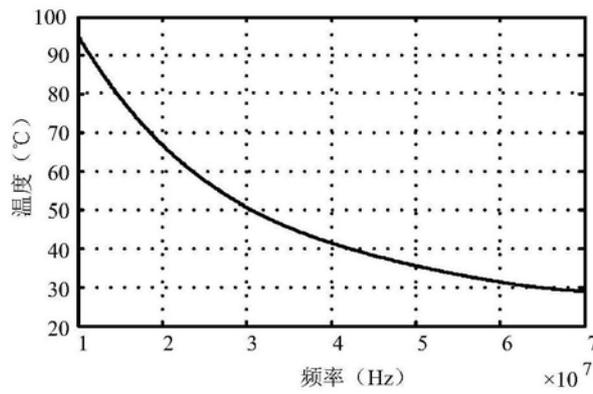


图3

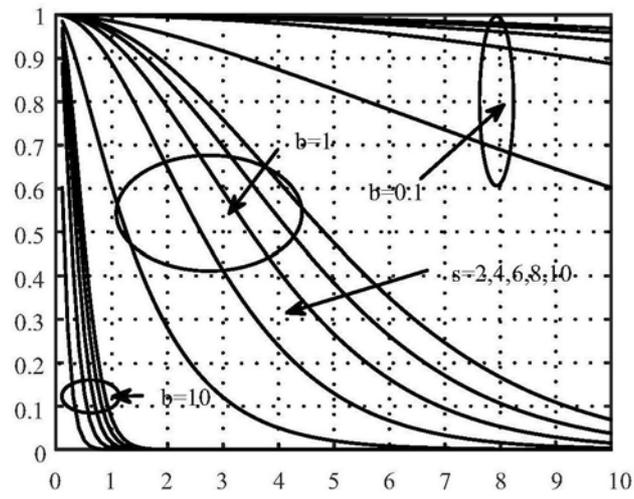


图4

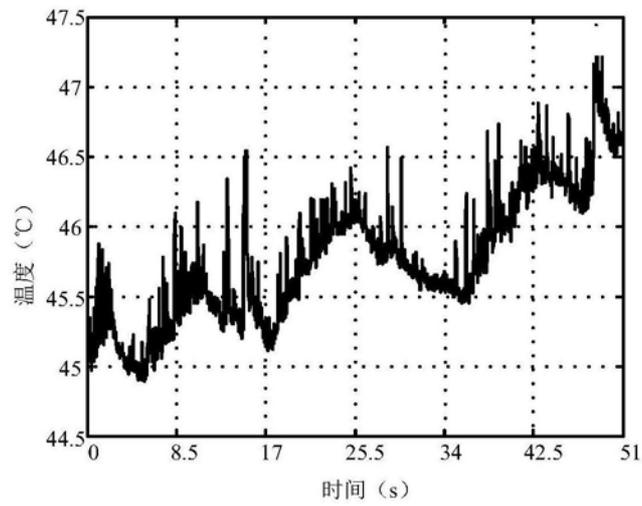


图5

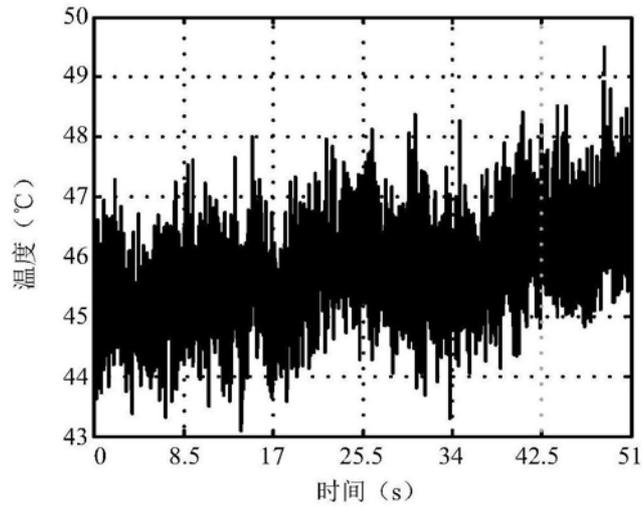


图6

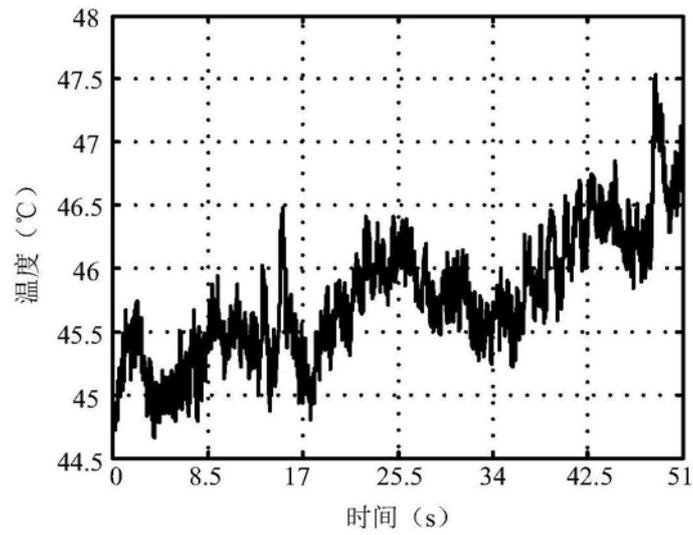


图7

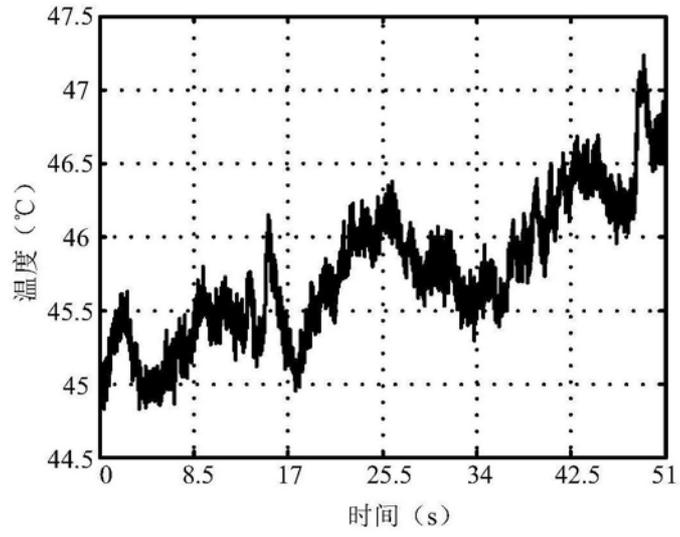


图8

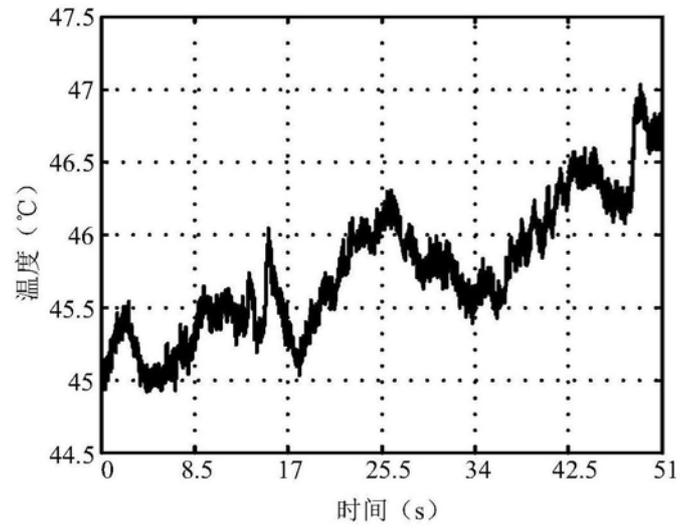


图9