

KPID算法: KPI异常检测中的 "PID"算法

队伍: 火眼金睛

5月19日·北京·清华大学

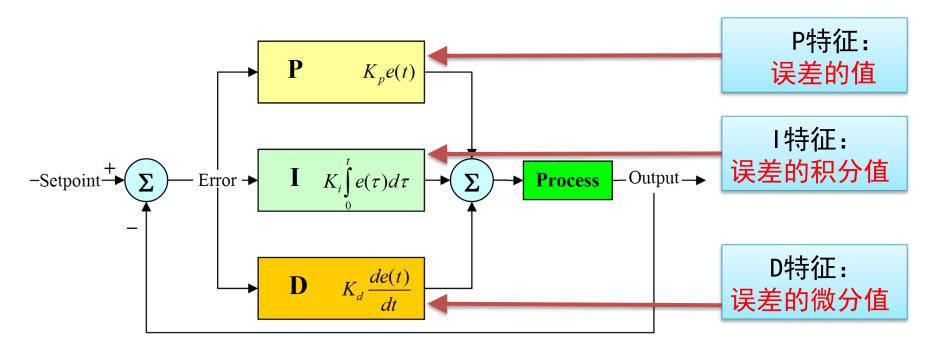


答辩大纲

- 1. PID算法简介
- 2. KPID算法框架
- 3. KPID算法示例
- 4. KPID算法特点



1. PID算法简介



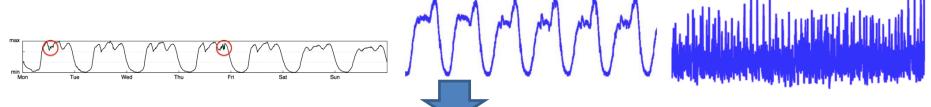
- ●PID控制算法:误差数据 ―> 控制动作
- KP I 检测: KPI数据 ─> KPI标签
- 三种数据特征
- 基于PID特征的KPI异常检测算法: KPID算法

AlOps Challenge

智能运维挑战赛决赛答辩



2. KPID算法框架



步骤1:根据人工标记,定位正常和异常区间

输入: 带标记的KPI时间序列

输出:正常的KPI数据、异常的KPI数据

步骤2: 计算数据的P特征, I特征, D特征

输入:正常的KPI数据、异常的KPI数据

输出:数据的P特征,I特征,D特征及标签

步骤3: 针对特征分别训练检测模型

输入:数据的P特征,I特征,D特征及标签

输出:不同特征对应的检测模型

步骤4: 应用检测模型确定样本类别

输入: 样本当前数值

输出: 样本点的分类结果



2. KPID算法框架

步骤1:根据人工标记,定位正常和异常区间

输入: 带标记的KPI时间序列

输出:正常的KPI数据、异常的KPI数据

KPI
$$v = (v^1, v^2, L, v^{m+l})$$
 数据



正常 数据



数据

$$v_{normal} = \left(v_{normal}^{1}, v_{normal}^{2}, L, v_{normal}^{m}\right) \qquad v_{abnormal} = \left(v_{abnormal}^{1}, v_{abnormal}^{2}, L, v_{abnormal}^{l}\right)$$



2. KPID算法框架

步骤二: 计算数据的P特征, I特征, D特征

输入: 正常的KPI数据、异常的KPI数据

输出:数据的P特征,I特征,D特征及标签

正常
$$v_{normal} = (v_{normal}^1, v_{normal}^2, L, v_{normal}^m)$$
 数据

P特征:
$$P_{normal} = (v_{normal}^1, v_{normal}^2, L, v_{normal}^m)$$

I特征:
$$I_{normal} = \left(\sum_{1}^{1+T} v_{normal}^{i}, L, \sum_{m-T}^{m} v_{normal}^{i}\right)$$

D特征:
$$D_{normal} = (v_{normal}^2 - v_{normal}^1, L, v_{normal}^m - v_{normal}^{m-1})$$

D特征及标签

应急中心

2. KPID

异常特征来源分两类:

- 1. 计算特征: 从异常数据中计算并筛选出来的
- 2. 人造特征:超过正常数据特征分布的人造特征

输入:正常

异常特征数据特征分两类

- 1. 超过正常数据特征上界的特征
- 2. 低于正常数据特征下界的特征

P特征:

$$P_{abnormal} = \left\{ v_{abnormal}^{i} \mid v_{abnormal}^{i} > c1, v_{abnormal}^{i} < c2 \right\}$$

$$\cup \left\{ c3, c4 \right\}$$

Ⅰ特征:

$$I_{abnormal} = \left\{ \sum_{j=i}^{j=i+T} = v_{abnormal}^{j} \mid \sum_{j=i}^{j=i+T} = v_{abnormal}^{j} > c5, \sum_{j=i}^{j=i+T} = v_{abnormal}^{j} < c6 \right\}$$

$$U\left\{c7, c8\right\}$$

D特征:

$$D_{abnormal} = \left\{ v_{abnormal}^{i} - v_{abnormal}^{i-1} \mid v_{abnormal}^{i} - v_{abnormal}^{i-1} > c9, v_{abnormal}^{i} - v_{abnormal}^{i-1} < c10 \right\}$$

$$U\left\{c11, c12\right\}$$



2. KPID算法框架

参数选择

```
c1 = max(P_{normal})
c2 = \min(P_{normal})
c3 = \max(P_{normal}) + 0.25 * (\max(P_{normal}) - \min(P_{normal}))
c4 = \min(P_{normal}) - 0.25*(\max(P_{normal}) - \min(P_{normal}))
T:10
c5 = \max(I_{normal})
c6 = \min(I_{normal})
c7 = \max(I_{normal}) + 0.25*(\max(I_{normal}) - \min(I_{normal}))
c8 = \min(I_{normal}) - 0.25 * (\max(I_{normal}) - \min(I_{normal}))
c9 = -c10
c9通过网格搜索方法确定,搜索范围[0, 10*mean(abs(D_{normal}))]
c11 = \max(D_{normal})
c12 = \min(D_{normal})
```

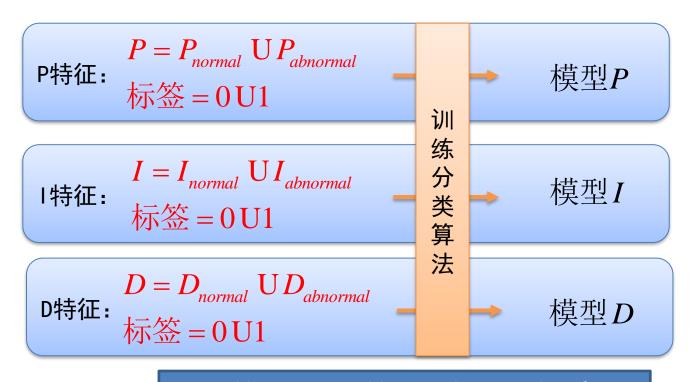


2. KPID算法框架

步骤三: 针对特征分别训练检测模型

输入:数据的P特征,I特征,D特征及标签

输出:不同特征对应的检测模型



1 . sklearn.ensemble : AdaBoostClassifier 2. sklearn.ensemble: RandomForestClassifier



2. KPID算法框架

步骤四:应用检测模型,确定样本类别

输入: 样本当前数值 输出: 样本点的分类结果

模型 $P:v^i$ — 模型P的检测结果

模型 $I: \sum_{i=v^i}^{j=i+T} = v^i$ 模型I的检测结果

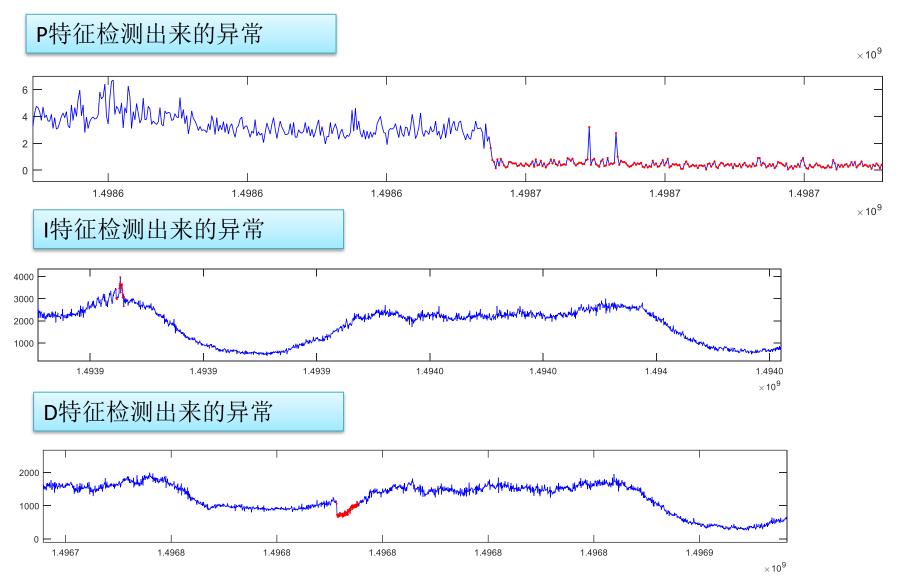
模型 $D: v^i - v^{i-1}$ 模型D的检测结果

任一模型检测到异常, 最终结果即为异常

取"或"



3. KPID算法应用示例



智能运维挑战赛决赛答辩



4. KPID算法特点

特征简单

- 三种特征: P特征, I特征, D特征
- 物理含义明确, 易于一线运维人员理解与接受

复杂度低

- 每个特征为一维特征
- 特征通过加减运算即可获取
- 特征之间,模型之间无耦合

调参容易

- 只需对一个参数调参
- 根据经验, [0,1]间, 0.1的搜索步长

弱假设

- 只需假设异常数据特征在异常数据特征的数值区间之外
- 分类结果对分类算法鲁棒



Thank you!