



第六届“泰迪杯” 数据挖掘挑战赛 参赛报告论文

参 赛 选 题：基于非侵入式负荷检测与
分解的电力数据挖掘

目录

摘要、关键字	2
1、概述	
1.1、非侵入式负荷监测与分解技术	4
1.2、使用数据描述	4
2、相关算法简介	
2.1、聚类算法：	4
2.2、神经网络	5
2.3、遗传算法	7
3、赛题解决思路与方案	
3.1、数据预览与数据清洗	7
3.1.1、设备数据	7
3.1.2、谐波数据	8
3.1.3、周波数据	8
3.2、问题理解	9
3.3、求解负荷印记	9
3.4、负荷分解算法	10
4、结果分析与评价	
5、总结	
6、参考文献	

基于非侵入式负荷监测与分解的 电力数据挖掘

摘要: 非侵入式电力负荷监测与分级技术是一种监测负荷耗电细节的技术, 相比于传统的侵入式电力负荷监测, 非侵入式负荷监测与分解 (non-intrusive load monitoring and decomposition, NILMD) 具有简单、经济、可靠和易于推广应用等优势。通过对非侵入式负荷监测与分解系统得到的数据进行挖掘, 通过使用合适的算法对负荷进行分类, 提高该技术的应用可靠性及可应用范围。

本文旨在使用已有数据来解决一下四个问题:

- 1、根据附件 1 提供的单一态数据, 分析并给出各用电设备的运行特征, 并估计各用电设备的实时用电量。
- 2、根据附件 2 提供的单一态数据, 设计自动识别单一设备的数学模型和计算方法, 并估计这一用电量的实时用电量。
- 3、根据附件 3 提供的用电设备实测数据, 设计方法确定各用电设备的状态、操作及操作时间, 并估计各个用电设备的实时用电量。
- 4、利用问题 3 设计的方法, 根据附件 4 提供的用电设备实测数据, 识别出各用电设备及其状态、操作和操作时间, 并估计每个用电设备的实时用电量。

关键词: 非侵入式负荷监测与分解; 数据挖掘; 参数估计; 遗传算法

Abstract: Non-intrusive power load monitoring and grading technology is a technique to monitor the details of load power consumption compared to traditional intrusive power load monitoring, non-intrusive load monitoring and decomposition (NILMD).) It has the advantages of

simplicity, economy, reliability and ease of application. By mining the data obtained from the non-intrusive load monitoring and decomposition system and classifying the load by using an appropriate algorithm, the application reliability and applicable range of the technology are improved.

This article aims to use the existing data to solve four problems:

1. According to the single-state data provided in Annex 1, analyze and give the operating characteristics of each electrical equipment, and estimate the real-time power consumption of each electrical equipment.

2. According to the single-state data provided in Annex 2, a mathematical model and calculation method for automatically setting up a single device are designed, and the real-time power consumption of this power consumption is estimated.

3. According to the measured data of the electrical equipment provided in Annex 3, the design method determines the status, operation and operation time of each electrical equipment, and estimates the real-time power consumption of each electrical equipment.

4. Using the method of problem 3 design, according to the measured data of the electrical equipment provided in Annex 4, identify each electrical equipment and its status, operation and operation time, and estimate the real-time power consumption of each electrical equipment.

1、概述

1.1、非侵入式负荷监测与分解技术

目前，家庭用电对于电能的消耗是越来越大，家庭入户用电量普遍在 10kW 左右，用电量的高峰和低谷的差值也同样变得较大，对于家用电器用电的了解和管理变得十分重要。家庭用电监测系统可以很好的解决上述问题，同时还可以防止窃电行为，是一项无论对于用电者还是供电者都很有用的技术。

现有的用电监测技术有两种：一是侵入式电力负荷监测，是指为每一个用电器装上具体通信功能的监测器，但是该方法不仅成本高昂无法大范围推广使用，而且安装过程会对电力用户产生不小的困扰，因此并不适用。另一种就是非侵入式负荷监测与分解技术，非侵入是指仅在入户线上加装监测设备，从而不必进入到客户的家中，安装在入户线上的传感器会收集用户的所有总的用电信息，如总电压、总电流等数据。如同人类具有声纹、指纹等可以唯一标识身份的生物特征一样，电器也有其自己所特有的特征，该特征可以是电器稳定运行时的电学状态数据，也可以是电器设备状态发生改变时的状态数据。因此可以通过对具有一定规模的已知的电器状态运行时的电学数据进行分析，得到该种电器的运行特征，进而以此特征来进行负荷分解，达到对实时用电状态的监测。

1.2、使用数据描述

本次数据挖掘所使用的官方提供的数据包括：

(1) 附件 1 中包含 11 个 Excel 文件，每一个 Excel 文件代表一种日常家用用电器，从 YD1 到 YD11 分别为奥克斯风扇、美的微波炉、九阳豆浆机、ThinkPad 笔记本电脑、白炽灯、节能灯、FUJI 激光打印机、饮水机、挂式空调、奔腾电吹风和创维电视机（用电设备及具体参数见附件表 1）。且每个文件中含有“设备数据”、“周波数据”、“谐波数据”和“操作记录”四张表格。

(2) 附件 2 中包含两个种类暂时未知的用电设备，其作用为用来测试通过附件 1 所挖掘得到的用电特征，相比附件 1，附件 2 中的 Excel 文件中没有“操作记录”这一项。

(3) 附件 3 分为两批，每批各三个 Excel 文件，其中三个文件含有“操作记录”，另外三个文件没有该项。每一个文件都是多个已知种类用电器共同使用时

所采集到的负荷信息。

(4) 附件 4 内含三个 Excel 文件，均为暂时不知道电器类别的多电器叠加使用产生的负荷信息，同样没有“操作记录”这一表格，用来测试由附件 3 所得特征分解是否准确。

在附件 1-4 中，设备数据、周波数据、谐波数据的采样周期均为 1 秒，同时，变化很小的数据不予传输和存储。

2、相关算法简介

2.1、聚类算法：

聚类试图将数据集中的样本划分为若干个通常是不相交的子集，每个子集称为一个“簇”(cluster) 聚类算法涉及有两个基本问题——性能度量和距离计算。

性能度量：聚类时将样本集划分为若干个互不相交的子集。物以类聚，相一致的，我们希望对于划分出来的子集，同一个子集内的元素尽可能地相似，不同子集内的元素尽可能不同，即我们想要一种聚类结果表现为“高簇内相似度”、“低簇间相似度”的算法。因此，聚类算法的性能度量就需要一种相似度的衡量机制，也就是距离计算。

距离计算：对于已经采集并处理好的样本集，我们会得到可以用来区分不同样本的特征值，如果有多种特征值的话，就称之为特征向量。则可以使用样本的特征向量来计算样本之间距离。

主要有以下几种聚类的方法：

1、划分方法(partitioning methods)

给定一个有 N 个元组或者纪录的数据集，分裂法将构造 K 个分组，每一个分组就代表一个聚类， $K < N$ 。而且这 K 个分组满足下列条件：(1) 每一个分组至少包含一个数据纪录；(2) 每一个数据纪录属于且仅属于一个分组（注意：这个要求在某些模糊聚类算法中可以放宽）；对于给定的 K ，算法首先给出一个初始的分组方法，以后通过反复迭代的方法改变分组，使得每一次改进之后的分组方案都较前一次好。

2、层次方法(hierarchical methods)

这种方法对给定的数据集进行层次似的分解，直到某种条件满足为止。具体

又可分为“自底向上”和“自顶向下”两种方案。

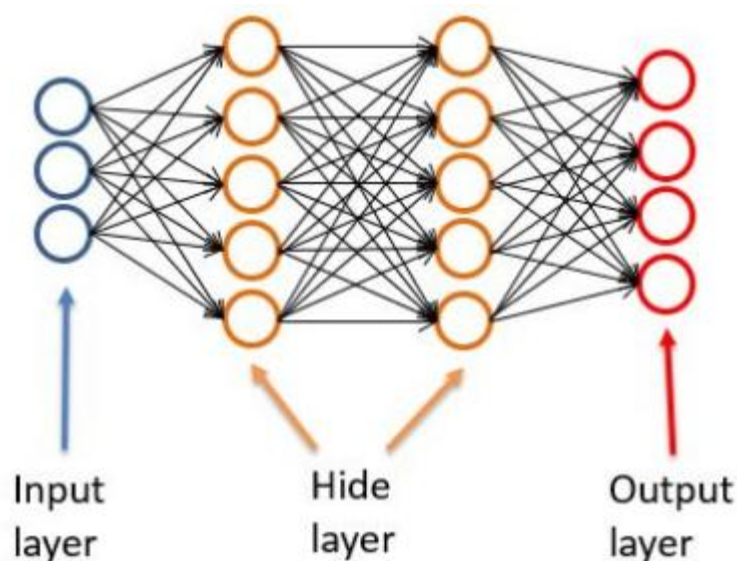
3、基于密度的方法(density-based methods)

基于密度的方法与其它方法的一个根本区别是：它不是基于各种各样的距离的，而是基于密度的。这个方法的指导思想就是，只要一个区域中的点的密度大过某个阈值，就把它加到与之相近的聚类中去。

2.2、神经网络

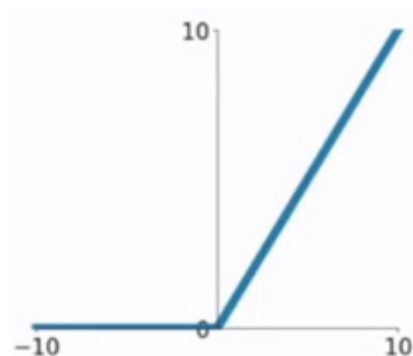
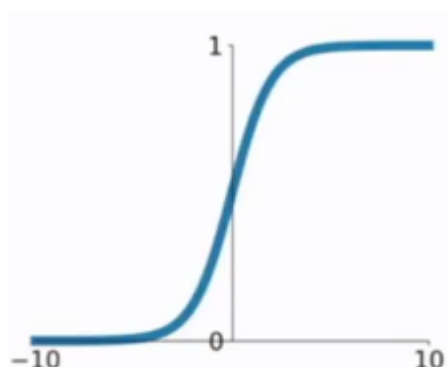
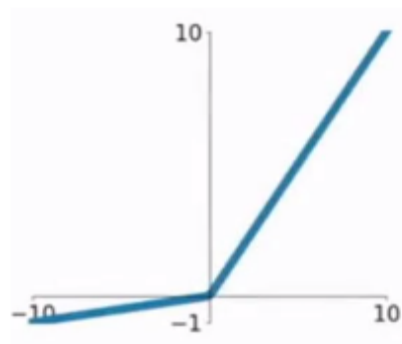
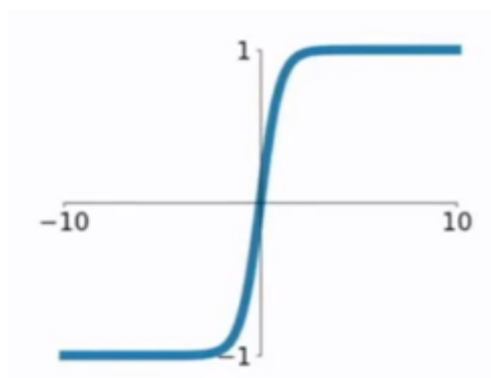
神经网络学习，简称神经网络，是机器学习和神经网络这两个学科领域的交叉部分。神经网络中最基本的成分是神经元模型。在生物神经网络中，每个神经元与其他神经元相连，当它的电位超过某一个阈值的时候，就会被激活，也就是兴奋起来，这时它会向相邻的神经元发送化学物质，改变相邻神经元的电位。

1943 年，[McCulloch and pitts, 1943]将上述情形抽象为图所示的简单模型，这就是一直沿用至今的“M-P 神经元模型”。

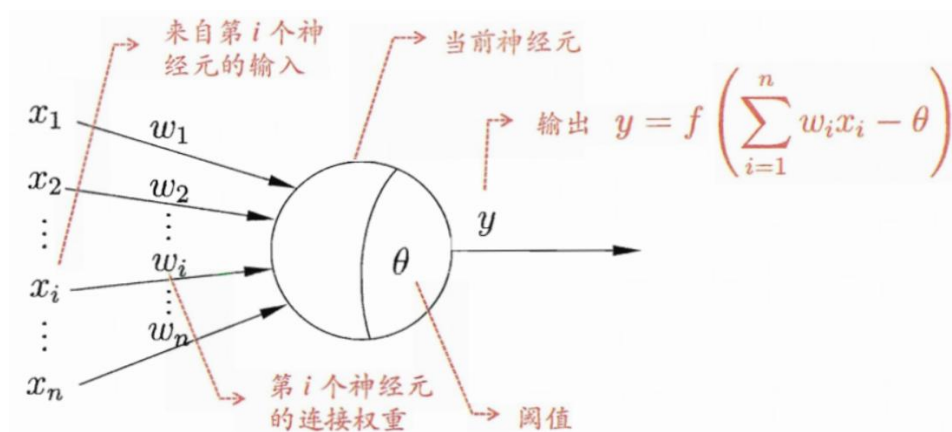


在这个模型中，神经元接收来自前一层地 n 个其他神经元传递过来的输入信号，这些输入信号通过带权重的连接 (connection) 进行传递，神经元将接收到的总输入与神经元的阈值进行比较，然后通过“激活函数”(activation function) 处理以产生神经元的输出。在最终地输出层中，按照降低损失函数是否足够低为依据进行不断迭代。

常见几种激活函数如下有 sigmoid、ReLU、tanh、PReLU 等，其图形如下图所示。



这样的许多个神经元按一定的层次结构连接起来，就得到了一个神经网络，当我们把训练数据输入神经网络内时，网络会自己进行迭代，不断地改变各神经元间输入权重，以降低损失函数。



2.3、遗传算法

遗传算法（Genetic Algorithm）是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型，是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法。从代表问题可能潜在的解集的一个种群开始，该种群由经过基因编码

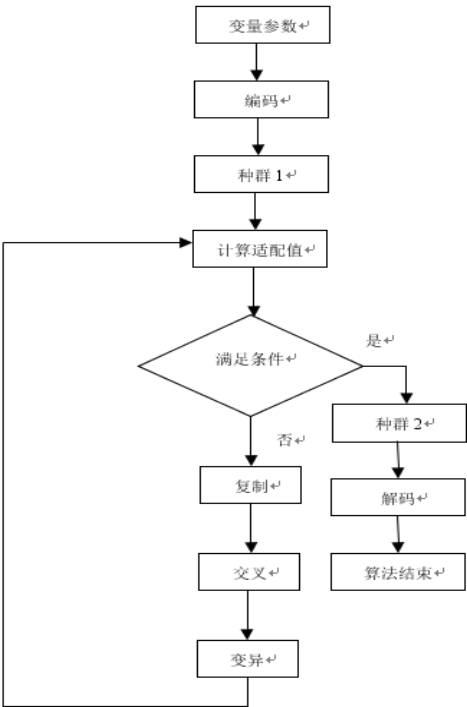
的一定数目的个体组成。在一开始需要实现从表现型到基因型的映射即编码工作。由于仿照基因编码的工作很复杂，我们往往进行简化，如二进制编码，初代种群产生之后，按照适者生存和优胜劣汰的原理，逐代演化产生出越来越好的近似解，在每一代，根据问题域中个体的适应度大小选择个体，并借助于自然遗传学的遗传算子进行组合交叉和变异，产生出代表新的解集的种群。这个过程将导致种群像自然进化一样的后生代种群比前代更加适应于环境，末代种群中的最优个体经过解码，可以作为问题近似最优解。

由于遗传算法的整体搜索策略和优化搜索方法在计算时不依赖于梯度信息或其它辅助知识，而只需要影响搜索方向的目标函数和相应的适应度函数，所以遗传算法提供了一种

求解复杂系统问题的通用框架，它不依赖于问题的具体领域，对问题的种类有很强的鲁棒性，所以广泛应用于许多科学，下面我们将介绍遗传算法的一些主要应用领域：

①函数优化：函数优化是遗传算法的经典应用领域，也是遗传算法进行性能评价的常用算例，许多人构造出了各种各样复杂形式的测试函数：连续函数和离散函数、凸函数和凹函数、低维函数和高维函数、单峰函数和多峰函数等。对于一些非线性、多模型、多目标的函数优化问题，用其它优化方法较难求解，而遗传算法可以方便的得到较好的结果。

②组合优化：随着问题规模的增大，组合优化问题的搜索空间也急剧增大，有时在目前的计算上用枚举法很难求出最优解。对这类复杂的问题，人们已经意识到应把主要精力放在寻求满意解上，而遗传算法是寻求这种满意解的最佳工具之一。实践证明，遗传算法对于组合优化中的 NP 问题非常有效。例如遗传算法



已经在求解旅行商问题、背包问题、装箱问题、图形划分问题等方面得到成功的应用。

3、赛题解决思路与方案

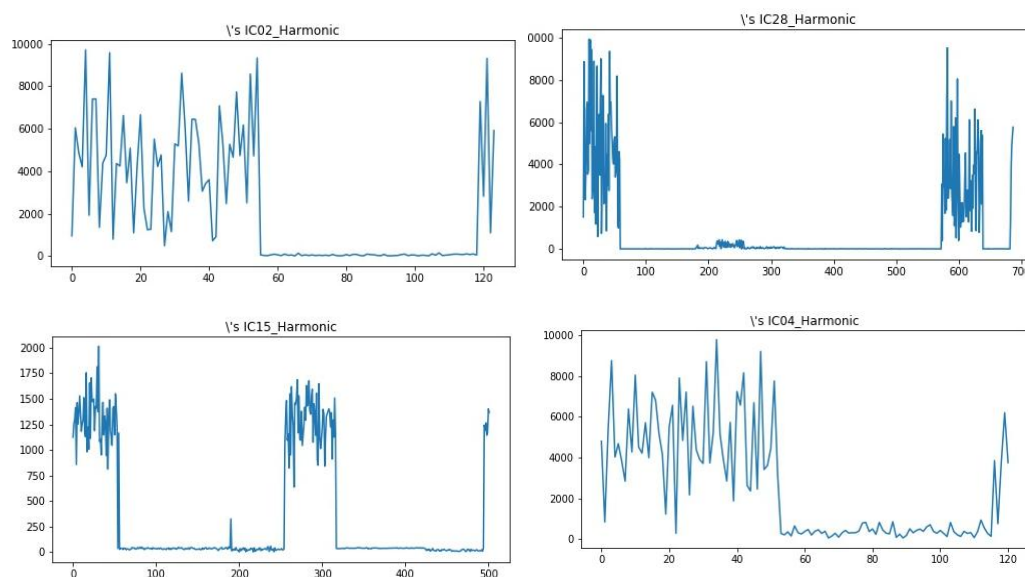
3.1、数据预览与数据清洗

3.1.1、设备数据

在给定数据集中，设备数据记录了某个设备在各个时间运行时候的电压、电流、有功功率、无功功率、功率因数以及总电压、总电流、总有功功率、总无功功率，但是官方说明是只针对三相电中的 C 相，而且可以看到，在设备运行状态发生改变时，各项数据均有明显的突变，因此在该数据中可以只取电压、电流、有功功率、无功功率 4 项数据作为有效数据。

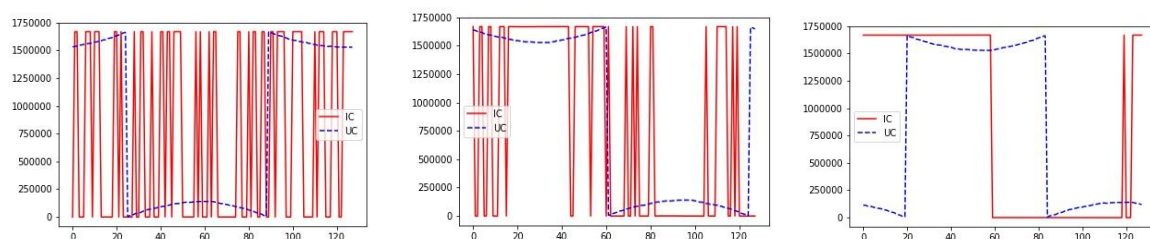
3.1.2、谐波数据

谐波数据比较复杂，因此先对各个谐波分量按列作图预览以查看数据规律，得到如下图所示的图形。可以看出的是，在设备状态改变的时候，对于各次电流谐波的幅度有比较明显的变化，而且在设备关闭的时候谐波随时间变化比较剧烈，通过相关分析可以得到需要的有效数据。因此，直接对谐波数据进行主成分分析（Principal Component Analysis, PCA），取信息覆盖量为 90%，可以将单个 100 维的谐波数据提取主成分降维至 21 维，谐波数据提取即可结束。



3.1.3、周波数据

周波的数据相当有意思，在电流或者电压的 128 个取样点上，数据有很明显的两极分化现象，作图分析可以看到，所有电器的电压周波只是一个近似矩形波的一个周期，可以认为电压的周波仅仅随时间变化对于取样框内有相位的移动，没有识别的特征价值，故舍去。而对于电流周波，在设备状态改变时，有非常明显的变化。如图所示，若将其看为矩形波，则频率和占空比随着设备状态改变发生变化。考虑到可能会有噪声产生毛刺，因此对周波数据作下述处理。



1、二值化。以 1000K 为界，上为 1，下为 0，把周波 128 个取样点化为长度为 128 的 01 序列。

2、去除毛刺。暂时无法以比较有效的方法找出噪声，因此以比较保险的的序列检测进行去除，即检测序列中为 00100 或者 11011 的模式，认为其有相当大的可能是毛刺，将其去除。

3、离散傅里叶变换 (The discrete Fourier transform)：为了衡量衡量波形之前的差别，将其视作多个频率的波形的叠加进行离散傅里叶变换，取一半长度即 64 的序列作为结果。

4、主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)：同样取 90%信息覆盖度，最后将周波数据降维至 21 维，作为最终周波的有效数据。

3.2、问题理解

问题最终需要实现的是输入设备的相关数据向量，识别单个设备的状态，并且能够在设备组中识别各个设备的状态。

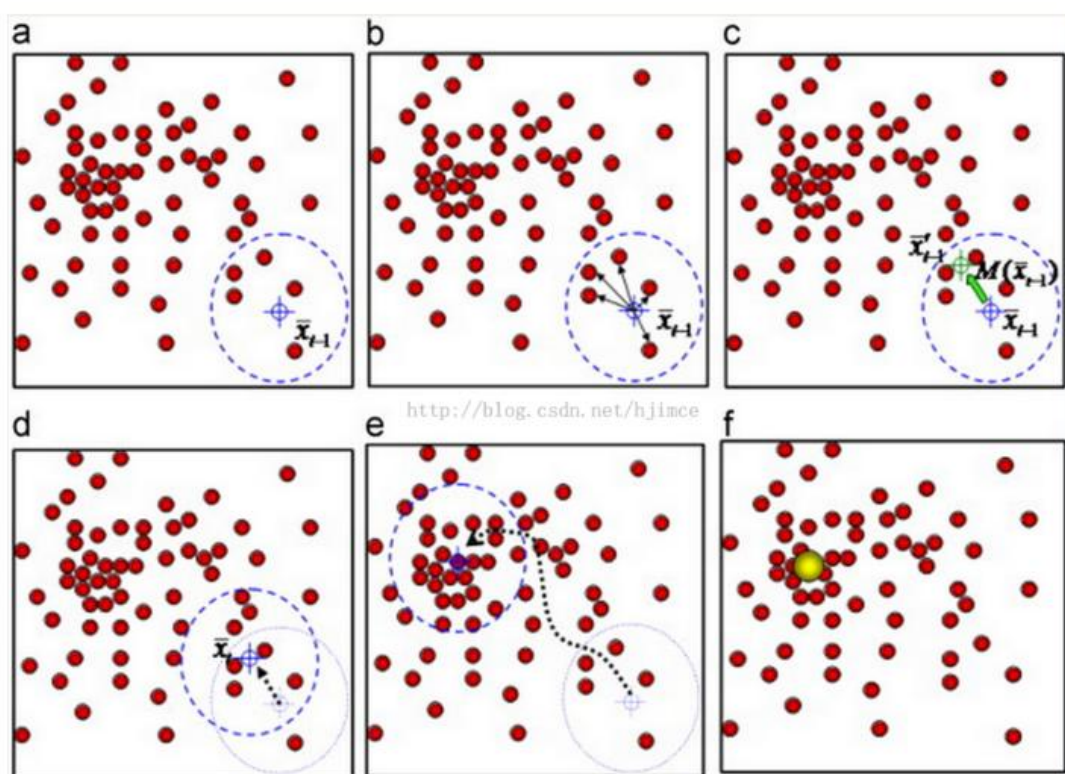
我们对于该问题的解决方案给出两个思考。

第一，利用 MLP 网络。对设备数据向量进行分类是一种黑箱操作，可以建立合适的 MLP 神经网络，训练以后得到用于分类的判别式模型。但是问题在于通过设备独立状态训练出来的 MLP 网络并不能实现对于设备组的负荷分解。若要实现，需要更多设备组的数据集。然而仅仅依靠官方给出的数据，训练出来的网络仅仅能解决本赛题的问题，没有任何推广的价值。

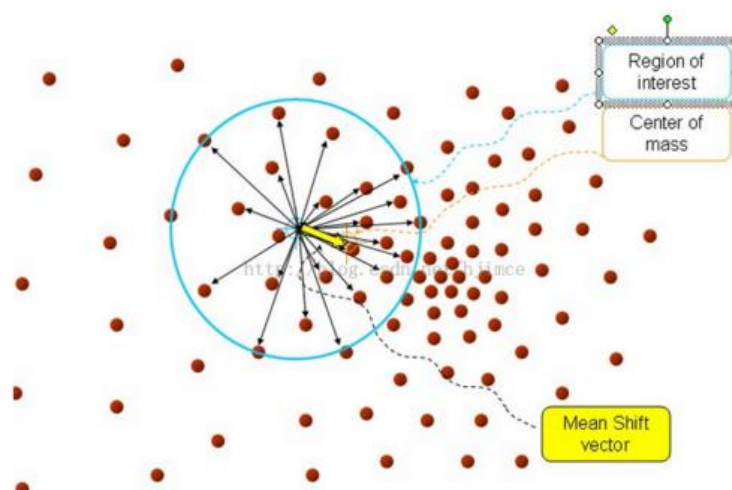
第二,使用统计技术。对于某个设备的负荷印记,我们理解为一个多维向量。根据中心极限定理,任何设备的任何状态,其各项数据在稳态的时候数据分布应该是服从高斯分布的。因此利用参数估计的思想,得出设备在某个状态运行时数据的均值向量,可以作为该设备状态的负荷印记。考虑多个设备的情况,负荷印记的叠加必须是线性的。因此在这种思路下,考虑到在设备组状态下周波与周波数据叠加无效,舍去周波数据与谐波数据,仅仅利用电流、电压、有功功率、无功功率 4 个维度作为最终识别的特征。

3.3、求解负荷印记

1、第一种方案,考虑到可能存在离群值的影响,应用 mean shift 聚类的基本思想求解该负荷印记。Mean Shift 算法是一种无参密度估计算法或称核密度估计算法,可用于聚类、图像分割、跟踪等,Mean shift 是一个向量,它的方向指向当前点上概率密度梯度的方向。如图所示。所谓的核密度评估算法,指的是根据数据概率密度不断移动其均值质心直到满足一定条件。因此可以有效收敛到设备状态的最大密度数据点,是相当有效的方法。



2、第二种方案,考虑到数据分布是服从多维(4 维)高斯分布的,以样本均值直接作为设备状态的负荷印记是更加简单快速的方法,缺点是有可能因为噪声



影响而产生比使用 mean shift 算法偏差更大的结果，但是在精度范围内依然可以接受。显而易见的是，该参数估计方法得到的结果会是 k-means 的最优解。

3.4、负荷分解算法

前面说到，多个设备状态叠加时，可以通过比对叠加的负荷印记，找到最匹配的方案，作为分解结果。并且这种方法对于单个设备状态也有绝对的效果。而数据的相关性度量，考虑以下几种方案。

①余弦值：向量的余弦值可以用以度量两个向量方向是否一致，对于有限状态的向量可以非常有效地表示向量的相关性，然而存在的问题是：若向量是线性相关的，余弦值将不能表示向量的大小关系，在本问题中为了避免特殊情况使其求解具有一般性，故舍去。

$$\rho(X, Y) = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_X)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \mu_Y)^2}}$$

②皮尔森（pearson）相关系数：计算公式如图所示，可以衡量两个向量的相关性。然而该相关系数计算的结果有几种可能：不相关、正相关和负相关。带来的问题是在本问题中，设备状态若和负荷印记是负相关的，则没有实际的含义，因此也舍去。

③距离度量：有几种常用的点间距离度量，比如欧式距离：两点之间的直线距离；切比雪夫距离：各对应坐标数值差的最大值；汉明距离：两个字符串对应位置的不同字符的个数；曼哈顿距离：相当于曼哈顿街区十字路口间的距离。

需要注意的是，数据标准化以后，余弦相似度、Pearson 相关性系数、欧式距离的平方可认为是等价的。在低维度可以优先使用标准化后的欧式距离或者其他距离度量，在高维度时 Pearson 相关系数更加适合。因此选用欧式距离进行度量。

下一步是设计比对算法，用于选择最合适的叠加负荷印记作为设备组各个设备的状态。在此选用遗传算法。

遗传算法的基本方法在此不再解释。

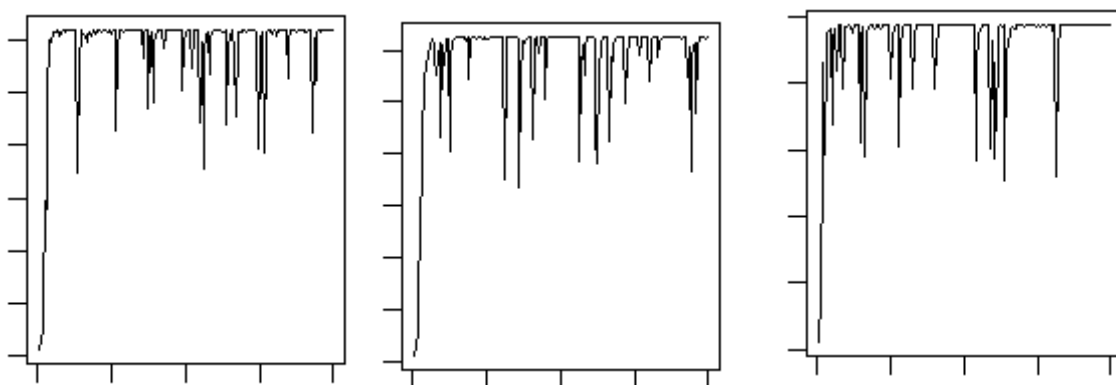
对于适应度，我们把该距离度量倒数后乘上倍增因子作为适应度函数值。

各个电器各自的可能状态用三位二进制编码出八种情况，分别是 0 对应关闭、1 对应一档、2 对应二挡等等，若编码超出该电器固有状态数，则认为该电器状态编码出来的是全零向量。以此作为个体编码序列。

一个个体编码序列共 33 位，通过一接口转化为 11 个电器状态，在源数据集中提取出相应的 4 维数据作为负荷印记进行叠加，计算适应度函数值。

自然选择方式选择轮盘赌选择。

一般地，一代 200 个体迭代 200 代就能够有比较好的结果。如图所示是个体平均适应度值随迭代代数的变化。



4、结果分析与评价

对于我们用遗传算法进行负荷分解的方案，有以下几个问题值得一提：

1、时效性不高。如果缺乏硬件支持，没有办法投入 NILMD 的实际应用之中。只有高性能芯片的支持才有可能保证在 1s 以内计算出各个电器的运行状况，才算是能够投入商用阶段。

2、准确度问题。由于用 33 位序列编码，即使有冗余量缓冲，但某一个位置

数值的变化依然有很大可能影响到最后判断某个电器的状态。最后的解决办法是取了编码均值后取整的 33 位序列作为输出结果，但是准确度依然不能达到实际商用标准。

而且更加明显的问题是，实际应用中，考虑较多电器的情况，各个电器关闭时的各项数据并不为零，叠加后甚至会达到不可忽略的程度，用此算法带来很大的问题是有可能在多数电器关闭的时候错误识别出某些电器处于低功率档位，而其他电器处于编码冗余（全零）状态，这是该解决方案最大的问题。并且更加突出的问题是，当电器数量较多的时候，会有很大概率把多数运行中的电器错误识别为关闭。

3、算法空间复杂度不高。最后存储的仅仅是少量的均值向量，即使用遗传算法时间复杂度较高，换来的是可以在存储方面省下很大成本。

4、泛用性极大。这种负荷分解方法并不仅仅适用于本赛题给出的数据，还能够直接扩展到实用，无论给出的数据是否是赛题中的设备组合，该算法都能很大机会分解出正确的结果，比起利用人工神经网络构造所有可能组合的多分类问题具有更加简便的实用价值，在新的家庭中时能够迅速训练出合适的模式参数并投入使用。

V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	高火	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭
二档	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	打开	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	打开
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	制冷	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭
关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	关闭	保温	关闭	关闭	关闭

5、输出数据结构的解释。我们的算法针对整个电力数据集或者单项电力数

据进行输入，输出的是一个字符型的矩阵（在只有一项数据的时候是向量），如上图所示。行表示某个时间所有电器的识别状态，列表示某个电器的所有识别状态。

5、总结

1、在对给定数据集进行统计整理以后，利用遗传算法进行比对的确能够很有效解决负荷分解的问题，且分解后的结果经过先验分析处理，可以得到相当准确的结果。

2、该算法存在很大的识别度问题。众所周知随机算法设计技术中主要有两类代表，一类是拉斯维加斯算法（LasVegas）：要么给出问题的正确答案，要么得不到答案；一类是蒙特卡罗算法（MonteCarlo）：总能得到问题的答案，偶然产生不正确的答案。而我们的算法更像是蒙特卡洛算法，即可以给任意一种叠加电力数据分解出结果，但是有一部分是错误的，包括在某种设备数据本应该无法识别的情况下（例如生成一个与电器完全无关的随机数据），依然会给出最接近的解，即使该解在情理之中本应该是错误的。并且在计算功率的时候用的不是实时给出的数据，而是识别的状态本应该对应的平均功率。

3、我们的方案针对单个电器或者少量电器的识别效果比大量电器的识别效果要好，原因是电器关闭时候的残余的少量电流电压功率等会产生影响。如果能够确定是单个电器的识别问题，使用简单的 MLP 网络进行训练就可以达到 95%以上的准确率（测试时调节参数后稳定的准确率是 96%-98%），效率要比遗传算法要好得多，相对缺点是需要前文介绍处理后的周波和谐波数据。

6、参考文献

【1】 Henrique Serra 1, João Correia 1, António J. Gano 1, António M. de Campos 1, Isabel Teixeira. Domestic Power Consumption Measurement and Automatic Home Appliance Detection[C], Intelligent Signal Processing, 2005 IEEE International Workshop on, 2005: 128-132

Engineering Conference, 2007. IPEC 2007. International, 2007: 465-469

【2】 Hyun Sang Cho, Tatsuya Yamazaki, Minsoo Hahn, Determining Location of Appliances from Multi-hop Tree Structures of Power Strip Type Smart Meters[J], Consumer Electronics, IEEE Transactions on, 2009, 55(4), 2314-2322

【3】 Steven R. Shaw, Steven B. Leeb, Leslie K. Norford, and Robert W. Cox. Nonintrusive Load Monitoring and 155 Diagnostics in Power Systems[J], IEEE Transactions on Instrumentation and measurement, 2008. 57(7)

【4】 Jian Liang, Simon K. K. Ng, Load Signature Study-Part I: Basic Concept, Structure, and Methodology[J], 160 Power Delivery, IEEE Transactions on, 2010, 25(2): 551 - 560

【5】 Jian Liang, Simon K. K. Ng, Load Signature Study-Part II: Disaggregation Framework, Simulation, and Applications [J], Power Delivery, IEEE Transactions on, 2010, 25(2): 561 - 569

【6】 K.H. Ting, Mark Lucente, George S.K. Fung, W.K. Lee, S.Y.R. Hui. A Taxonomy of Load Signatures for Single-Phase Electric Appliances. [C] 2005 IEEE PESC (Power Electronics Specialist Conference), 2005.1-6

【7】 Yang, Hong-Tzer, Chang, Hsueh-Hsien, Lin, Ching-Lung. Design a Neural Network for Features Selection in Non-intrusive Monitoring of Industrial Electrical Loads. [C] the 2007 11th International Conference on Computer, 2007: 1022-1027