基于自适应模糊 C 均值算法的电力负荷分类研究

杨 浩[1]，张 磊[1]，何 潜[2]，牛 强[1]

（1.重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室，重庆 400044；2.重庆市电力公司，重庆 400014）

摘要：针对当前负荷建模中存在的负荷时变性问题，提出了基于自适应模糊 C 均值聚类的电力负荷动特性分类方法。探讨了聚类分析方法在负荷动特性分类中的应用，包括聚类特征向量的选取和分类方法研究两个方面。对原始模糊 C 均值聚类算法中的聚类数 c 进行了研究，在原始算法中融入新的聚类有效性函数，对算法进行了改进，改进算法不需要预先选择类的数目作为先验值。通过动模实验数据的负荷分类实例，表明该方法可自动获取最佳分类数，且分类效果要好于原始算法。

关键词：电力负荷；模糊 C 均值算法；自适应；动态特性聚类；负荷建模

Study of power load classification based on adaptive fuzzy C means

YANG Hao[1]，ZHANG Lei[1]，HE Qian[2]，NIU Qiang[1]

（1.State Key Laboratory of Power Transmission Equipments & System Security and New Technology，Chongqing University，Chongqing 400044，China；2.Chongqing Electric Power Company，Chongqing 400014，China）

Abstract：For the load time-variant characteristic in load modeling, this paper proposes a classification approach of the power load characteristics based on adaptive fuzzy C-means algorithm. It discusses the applications of clustering analysis in load characteristics classification, including the clustering feature vectors selection and study of the classification means. Based on study of the classification number C in the primal fuzzy C-means clustering algorithm, a new clustering validity function is added into the original fuzzy C-means to improve the original method, and the improved algorithm does not require pre-selected number of classes as a priori. A load classification example result with data based on dynamic simulation shows that the method can automatically obtain the best classification number, and classification is better than the original algorithm.

Key words：power load；fuzzy C-means algorithm；adaptive；dynamic characteristics clustering；load modeling

中图分类号： TM714 文献标识码：A 文章编号： 1674-3415(2010)16-0111-05

0 引言

电力负荷作为电力系统的重要组成部分，其模型精确性对电力系统的潮流计算、小扰动稳定计算、暂态稳定计算、电压稳定计算的结果都有一定程度的影响[1-4]。因此建立可靠、实用的负荷模型，既具有理论意义又具有工程实用价值[5]。长期以来，国内外学者在电力负荷建模研究和应用方面取得了大量成果[6-10]。但是由于负荷自身的特殊性，建立精确的电力系统负荷模型非常困难。

负荷建模的最大困难在于负荷的时变性，负荷时变性问题本质上是指由于综合负荷内部基本构成的改变而引起描述其负荷特性方程的参数改变[11]。为了研究负荷构成的时变性，面对电力负荷的大量性、多样性，必须采用分类的方法，从多个侧面来描述负荷的行为，达到模型的准确性和实用性的合理折中。文献[12]的研究表明，尽管负荷组成存在时变性和随机性，但综合负荷特性仍然呈现一定的规律性。因此，对负荷动特性进行分类与综合是负荷模型走向实用化的有效手段。负荷动特性的分类问题属于聚类分析问题，包括特征向量的选择和聚类方法的确定两个方面。

聚类分析是一种数据划分或分组处理的重要手段和方法，但是传统的聚类分析是一种硬划分，它把每个待识别的对象严格地划分到某个类中，因此难以反映负荷运行条件（如季节和负荷水平等）与负荷构成之间错综复杂的关系。相对，模糊聚类由于能够描述样本类属的中介性，已逐渐成为聚类分析的主流。在众多的模糊聚类算法中，模糊C均值聚类算法（FCM）是非监督模式识别中应用最为广泛的算法之一。尽管FCM算法是一种无监督的分类算法，但是，其两个参数在进行聚类分析前必须给

出恰当的赋值，即模糊加权指数m和聚类的类别数c，否则将影响其分类效果并将直接影响聚类分析结果的合理解释。

然而面对大量的负荷样本数据时，其聚类数一般是不可能预先知道的。如果选择的分类数目不合适，无论后续步骤采用多么优良的聚类算法和阈值选择方案，企图得到良好的聚类结果肯定是不可能的[13]。针对此问题，本文提出了自适应FCM聚类算法，该算法不依赖于任何的初始条件，并把聚类有效性函数融入到算法中，从而避免了聚类数目在选取上存在的主观性，提高了FCM算法的实用性，实现了聚类全过程无须人工干预的目的。并将其应用于解决综合负荷特性分类问题，通过动模实验数据为例，验证了方法的有效性。

1 模糊C均值算法描述及参数优选

给定数据集 $X=\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$ 为 n 元数据集合，$x_j \in R^s$，即数据集合 X 中第 j 个元素 x_j 是一个 s 维矢量：即 $x_j=\{x_{j1}, x_{j2}, \cdots, x_{js}\}$，$j=1, 2, \cdots, n$。模糊聚类就是要将 X 划分为 C 类 $(2\le C\le n)$，其中 $v=\{v_1, v_2, \cdots, v_n\}$ 为 C 个聚类中心。在模糊划分中，每一个样本点不能严格地被划分到某一类，而是以一定的隶属度属于某一类。令 u_{ij} 表示第 j 个样本点属于第 i 类的隶属度，在FCM聚类算法中，隶属度矩阵和聚类中心分别为 $\boldsymbol{U}=\{u_{ij}\}$ 和 $V=\{v_i\}$。且有 $u_{ij}\in[0,1]$，$\sum_{i=1}^{c}u_{ij}=1$。

模糊C均值聚类的目标函数为：

$$J(\boldsymbol{U},V)=\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n}u_{ij}^{m}d_{ij}^{2} \tag{1}$$

其中：

$$d_{ij}=\|x_j-v_i\|=\left[\sum_{j=1}^{n}(x_{ij}-v_{ij})^2\right]^{\frac{1}{2}} \tag{2}$$

为样本 x_j 与聚类中心 v_i 之间的欧式距离；$m\ge 1$ 是模糊加权参数，表示控制分类矩阵 $\boldsymbol{U}$ 的模糊度，m 越大，分类的模糊程度越高。

则 FCM 算法就是求在满足条件 $u_{ij}\in[0,1]$，$\sum_{i=1}^{c}u_{ij}=1$ 和 $0<\sum_{j=1}^{n}u_{ij}<n$ 的情况下，得到目标函数 J 的最小值。FCM 算法就是反复修改聚类中心矩阵和隶属度矩阵的分类过程。

在应用FCM算法对给定的数据集进行聚类分析时，需要涉及到两个参数的选取问题：

（1）样本集的聚类数 c，即聚类有效性问题；

（2）模糊加权指数 m。

1.1 聚类数 c 的自适应方法

FCM 聚类算法要求预先确定聚类数目，但对于不同的数据集很难确定聚类的种类个数，聚类数 c 的不同，产生的效果就不同。这就需要利用对聚类的有效性分析，从而获得理想的分类。

聚类的目的就是将数据分类并尽量使类间的距离尽可能地大而类内的数据点距离尽可能地小，基于上述思想，下面给出聚类数 c 的自适应函数。

总体样本的中心向量为

$$\overline{x}=\frac{\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n}u_{ij}^{m}x_j}{n} \tag{3}$$

聚类数 c 的自适应函数：

$$L(c)=\frac{\sum_{i=1}^{c}\left(\sum_{j=1}^{n}u_{ij}^{m}\right)\|v_i-\overline{x}\|^2\Big/(c-1)}{\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n}u_{ij}^{m}\|x_j-v_i\|^2\Big/(n-c)} \tag{4}$$

函数与 $L(c)$ 的分子表征类与类之间的距离，分母表征类内数据点与该类中心之间的距离，因此 $L(c)$ 的值越大，说明分类越合理，即对应 $L(c)$ 值最大的 c 为最佳聚类值。

1.2 加权指数 m 的研究

参数 m 又称为平滑因子，控制着模式在模糊类间的分享程度，因此要实现模糊聚类就必须选定一个合适的 m 值，然而最佳 m 的选取目前尚缺乏理论指导。m 有如下性质：

（1）如果不考虑隶属函数和聚类原型与参数 m 的嵌套隐含关系，$J_m(\boldsymbol{U},V)$ 随 m 的增加而单调递减。这是由于

$$\frac{\partial J_m(\boldsymbol{U},V)}{\partial m}=\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n}(u_{ij})^m\cdot\log(u_{ij})\cdot(d_{ij})^2<0 \tag{5}$$

（2）对于 $m\in[1,+\infty)$ 的 FCM 算法，存在以下情况：当 $m\to 1^+$ 时，FCM 算法退化为 HCM（硬 c-均值聚类算法）；当 $m\to\infty$ 时，FCM 算法的聚类结果是最模糊的，即 $u_{ij}=\frac{1}{c}$。

即 m 越大，则聚类越模糊。所以，FCM 算法中，m 值不能太大。

（3）m 值越大则抑制噪点的功能越强。

（4）m 值还影响到目标函数的凹凸性和算法的收敛性。

Bezdek 给出过一个经验范围 $1.1\le m\le 5$；后又从物理解释上得出 $m=2$ 最有意义；Chan 等人从汉字识别的应用背景得出 m 的最佳取值应在 1.25～

1.75 之间；Pal 等人则从聚类有效性实验研究中得到 m 的最佳选取区间为[1.5，2.5]，在不作特殊要求的情况下一般取区间中值 $m=2$ 。

2　自适应 FCM 算法

本文提出的自适应模糊 C 均值聚类算法是在模糊聚类算法的基础上，利用正有的有效性函数自动获取聚类数目，继而进行模糊聚类，实现了从确定聚类数目到得到聚类结果一体化。

自适应模糊C均值聚类算法的流程如图1。

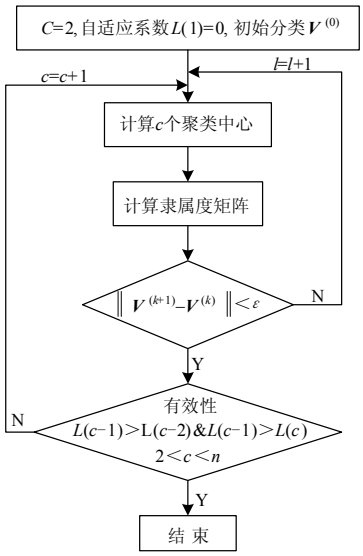

图 1　自适应 FCM 算法流程图

Fig.1 Flow chart of adaptive FCM algorithm

算法具体实施步骤如下：

（1）给出迭代标准 $\varepsilon>0$，聚类数 c=2，聚类数 1 的自适应函数 $L(1)=0$，初始分类矩阵 $\boldsymbol{V}^{(0)}$，$k=0$。

（2）用公式（6）计算 $\boldsymbol{U}^{(k)}$

$$u_{ij}^{(k)}=\frac{1}{\sum_{r=1}^{c}\left(\frac{d_{ij}^{(k)}}{d_{rj}^{(k)}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \qquad (6)$$

如果存在 j，r，使得 $d_{rj}^{(k)}=0$，则令：$u_{ij}^{(k)}=1$ 且当 $i\neq r$ 时，$u_{ij}^{(k)}=0$。

（3）用公式（7）计算 $\boldsymbol{V}^{(k+1)}$

$$\boldsymbol{v}_i^{(k+1)}=\frac{\sum_{j=1}^{n}\left(u_{ij}^{(k)}\right)^m x_j}{\sum_{j=1}^{n}\left(u_{ij}^{(k)}\right)^m} \qquad (7)$$

（4）用一个矩阵范数 $\|\cdot\|$ 比较 $\boldsymbol{V}^{(k+1)}$ 与 $\boldsymbol{V}^{(k)}$，若 $\left\|\boldsymbol{V}^{(k+1)}-\boldsymbol{V}^{(k)}\right\|<\varepsilon$，则停止迭代，否则，置 $k=k+1$，转向步骤（1）。

（5）计算 $L(c)$，在 $c>2$ 并且 $c<n$ 的情况下，若 $L(c-1)>L(c-2)$ 并且 $L(c-1)>L(c)$，则聚类过程结束，否则置 $c=c+1$，转向步骤（1）。

下面是用两组人造的数据来检验算法的实现，见图2。通过人造数据实验，可以看到该算法可以自动地给出最佳的聚类数c相应的聚类有效性函数值以及相应的划分隶属矩阵和聚类中心（由于是人造数据故未将划分隶属矩阵写出来）。其中样本1中聚类有效性函数值L（2，3，4）=（50.294 1，118.954 1，111.308 3），样本2中L（2，3，4，5）=（75.084 7，115.835 2，154.901 1，146.829 4）。

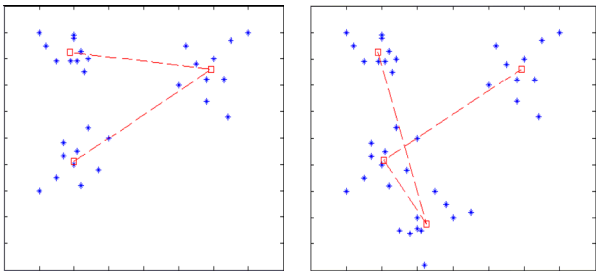

图2　数据样本聚类结果

Fig.2 Clustering results of data sample

3　自适应FCM算法在负荷分类的应用

对于负荷建模来说，分类就是根据特征量来分析确定本质上相同或相似的负荷样本构成的类别。特征量的选取对于分类来说特别重要，特征量应该能够反映对象的本质特征，如此进行分类才能够获得良好的效果。可以考虑的特征量有：①时间特征量：包括年度、季节、日类型、时分秒。②参数特征量：包括每个样本的模型参数；③运行特征量：包括负荷功率，还包括感应电动机所占比例等；④动态特征量：包括感应电动机的动态特征值；

在工程实际中可以首先根据时间特征进行初步划分，然后根据参数、运行、动态特征量进行进一步分类。本文采用特征量的第二种方案，即采用模型参数作为负荷动特性分类特征向量。根据文献[14]的研究成果，考虑到模型的每个参数的辨识结果误差有大有小，其灵敏度是不一样的，因而对不同的参数应赋予不同的权值，以表征它对辨识结果的影响程度，来解决参数分散性的问题。

特征向量获取流程如图 3 所示。

负荷特征向量获取具体操作如下：

（1）如采集到 n 组负荷扰动数据，用这些数据分别进行辨识，得到各自的辨识结果 $X=(x_1, x_2, \cdots, x_n)$，其中 x_1，x_2，$\cdots$，x_n 都是由 7 个指标组成的向量 $\left[G,\ B,\ R_s,\ x',\ T_0',\ n,\ H\right]$。

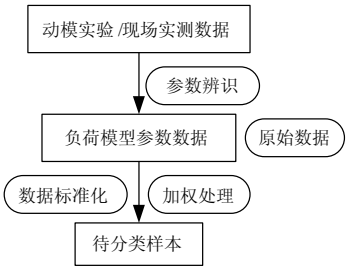

图3 特征向量获取流程图

Fig.3 Flow chart of obtain eigenvector

（2）对原始数据进行标准化处理。也称归一化处理，包括同趋化处理和无量纲化处理两个方面。数据同趋化处理主要解决不同性质数据问题，对不同性质指标须先考虑改变逆指标数据性质，使所有指标对测评方案的作用力同趋化，再加总才能得出正确结果；数据无量纲化处理主要解决数据的可比性，由于各个变量的单位和数量级不一样，直接使用原始数据进行计算就会突出那些绝对值大的变量而压低了那些绝对值小的变量。所以在进行聚类之前，先将原始数据进行标准化处理。本文中，采用数据极差正规化方法，如式（8）所示：

$$x'_{ij}=\frac{x_{ij}-\left[x_{ij}\right]_{\min}}{\left[x_{ij}\right]_{\max}-\left[x_{ij}\right]_{\min}} \tag{8}$$

其中：$\left[x_{ij}\right]_{\max}$ 表示第 j 列元素的最大值；$\left[x_{ij}\right]_{\min}$ 表示第 j 列元素的最小值，x'_{ij} 为标准化后数据。

经过标准化处理，原始数据均转换为无量纲化指标测评值，可以进行综合测评分析。

（3）加权处理。参考前人研究成果，各参数的影响及取值情况如表1所示。如此，待分类的输入样本就可表示成：

$$\hat{x}_{ij}=W_j x'_{ij} \tag{9}$$

其中：W_j 表示第 j 列元素对应的权值。

表1 参数权值的选取

Tab.1 Selection of parameters weight

	G	B	R_s	x'	T_0'	n	H
分散性	中	中	低	低	高	高	高
灵敏度	中	中	高	高	低	低	低
权值	0.10	0.10	0.80	0.80	0.10	0.01	0.01

在获得负荷待分类样本特征向量后，即可根据前述自适应FCM算法对样本进行聚类分析。

4 算例分析

算例数据来自动模实验[15]，样本负荷构成、电压扰动情况如表2。

表2 负荷特性数据特征

Tab.2 Data of load characteristics

样本号	模型结构	扰动情况	类别
1	电动机不带静态负荷	电压扰动 6.7%	Ⅰ
2	电动机不带静态负荷	电压扰动 40%	Ⅰ
3	电动机带 40%静态负荷	电压扰动 6.7%	Ⅱ
4	电动机带 40%静态负荷	电压扰动 40%	Ⅱ
5	电动机带 60%静态负荷	电压扰动 6.7%	Ⅲ
6	电动机带 60%静态负荷	电压扰动 40%	Ⅲ

由表 2 知，样本共可分为三类。样本 1 和样本 2 可看为类别Ⅰ，样本 3 和样本 4 可看为类别Ⅱ，样本 5 和样本 6 可看为类别Ⅲ。

动模数据样本经参数辨识，结果如表 3 所示。

表3 各样本参数辨识结果

Tab.3 Parameter identification results of the sample

编号	G	B	R_s	x'	T_0'	n	H
1	0.3406	1.2394	−0.1296	0.1290	0.1209	4.4511	0.1079
2	−0.5325	1.3319	−0.0572	0.1100	0.1303	4.9991	0.1832
3	−0.0807	0.2715	−0.0996	0.2209	0.1426	4.5533	0.1375
4	−0.1842	−0.1314	-0.0668	0.2659	0.2479	4.9906	0.1030
5	0.2101	−0.4422	0.0900	0.0889	0.2770	1.3877	0.8607
6	0.0980	-0.3496	0.0030	0.3630	0.2777	4.8621	0.1005

表4 样本聚类结果

Tab.4 Clustering results of the sample

样本号	对Ⅰ隶属度	对Ⅱ隶属度	对Ⅲ隶属度	对Ⅳ隶属度
1	0.846 020	0.108 870	0.021 796	0.023 311
2	0.780 190	0.122 530	0.032 999	0.064 281
3	0.086 198	0.878 870	0.023 248	0.011 685
4	0.044 414	0.879 510	0.061 187	0.014 894
5	1.878 9e-05	1.531 4e-05	1.233 4e-05	0.999 950
6	1.295 0e-05	3.641 5e-05	0.999 940	1.126 7e-05

对样本特征向量数据进行标准化、加权处理后，采用自适应FCM算法对样本进行分类。经计算分析，样本聚类有效性函数值L（2，3，4，5）=（9.872 3，11.398 0，21.830 6，19.378 5），可见最佳聚类数 $c=4$，求得各个样本对各个聚类中心的隶属度和负荷分类情况如表4所示。由表中分类结果可见，样本1和2分为Ⅰ类，样本3，4为Ⅱ类，样本5，6分别为

Ⅳ类和Ⅲ类，除样本5外，分类结果均正确。对样本进行分析，样本5和6出现未能分到同一类的情况，这和辨识结果中两者差异过大有关。

采用原始模糊C均值聚类方法对表2中处理后的数据进行分类，预先设定聚类数 $c=3$，聚类结果与自适应FCM分类情况相比较，结果如表5。

表5 算法性能比较

Tab.5 Performance comparison of algorithms

算法	1	2	3	4	5	6
自适应FCM聚类	Ⅰ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅳ	Ⅲ
原始FCM聚类	Ⅰ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅱ
实际	Ⅰ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅲ

由表5可见，采用自适应模糊C均值算法对负荷进行分类，不但可以给出适合的聚类数，而且效果要比采用原始模糊C均值算法聚类的效果好。并且当面对大量、随机负荷样本时，自适应算法更会体现出其优势。

5　结论

本文在原始模糊 C 均值算法的基础上，将聚类有效性函数融入到算法中，提出一种新的自适应模糊 C 均值聚类算法，并应用于电力负荷动态特性的聚类分析中，结果表明该算法不依赖于任何的初始条件，可自动获取聚类数目，避免了主观性，实现了聚类全过程无须人工干预的目的，并取得了较好的分类效果，为解决负荷时变性等问题、建立实用化的负荷模型奠定了基础。不过本文算例中的样本较少，为了检验并改进算法，达到更好的负荷分类效果，还需进一步研究。

参考文献

[1] 李欣然，贺仁睦，周文. 一种具有全电压范围适应性的综合负荷模型[J]. 中国电机工程学报，1999，19（5）：71-75.
LI Xin-ran，HE Ren-mu，ZHOU Wen. Synthetic load model suiting for voltage stability analysis[J]. Proceedings of the CSEE，1999，19（5）：71-75.

[2] 鞠平. 电力系统负荷建模理论与实践[J]. 电力系统自动化，1999，23（19）：1-7.
JU Ping. Theory and practice of load modeling in power system[J]. Automation of Electric Power Systems，1999，23（19）：1-7.

[3] 吴红斌，丁明，李生虎，等. 发电机和负荷模型对暂态稳定性影响的概率分析[J]. 电网技术，2004，28（1）：19-21.
WU Hong-bin，DING Ming，LI sheng-hu，et al. Probabilistic analysis on influences of generator model and load model on transient stability[J]. Power System Technology，2004，28（1）：19-21.

[4] 张鹏飞，罗承廉，孟远景，等. 动态负荷模型比例对电网稳定性影响分析[J]. 继电器，2006，34（11）：24-26.
ZHANG Peng-fei，LUO Cheng-lian，MENG Yuan-jing，et al. Impact of dynamic electric load model proportion on power system stability[J]. Relay，2006，34(11)：24-26.

[5] KosLerev D N，Tavlor C W，MiLLelsLadL W A. Model validation for the August 10，1996 WSCC systern outrage[J]. IEEE Trans on Power Systems，1999，14（3）：967-979.

[6] IEEE Task Force. Bibliography on load models for power flow and dynamic performance simulation[J]. IEEE Trans on Power Systems，1995，10（1）：523-538.

[7] CIGRE Task Force. Load modeling and dynamics[J]. Electra，1990，1（130）： 124-141.

[8] 张红斌，汤涌，张东霞，等. 考虑配电网络的感应电动机负荷模型聚合方法研究[J]. 中国电机工程学报，2006，26（24）：1-4.
ZHANG Hong-bin，TANG Yong，ZhANG Dong-xia，et al. Equivalent model for induction-motor load connected to high voltage bus[J]. Proceedings of the CSEE，2006，26（24）：1-4.

[9] HE Ren-mu，MA Jin，Hill D J. Composite load modeling via measurement approach[J]. IEEE Trans on Power Systems，2006，21（2）：1-10.

[10] 林舜江，李欣然，刘杨华，等. 电力负荷动特性分类方法研究[J]. 电力系统自动化，2005，29（22）：33-38.
LIN Shun-jiang，LI Xin-ran，LIU Yang-hua，et al. A classifiction method for aggregated load dynamic characteristics[J]. Automation of Electric Power Systems，2005，29（22）：33-38.

[11] 石景海，贺仁睦. 动态负荷建模中的负荷时变性研究[J]. 中国电机工程学报，2004，24（4）：85-90.
SHI Jing-hai，HE Ren-mu. Load time-variant characteristic study in dynamic load modeling[J]. Proceedings of the CSEE，2004，24（4）：85-90.

[12] 贺仁睦，周文. 电力系统负荷模型的分类与综合[J]. 电力系统自动化，1999，23（19）：12-16.
HE Ren-mu，ZHOU Wen. The cluster and sunthesis of electric power system load models[J]. Automation of Electric Power Systems，1999，23（19）：12-16.

[13] 宫改云. FCM算法参数研究及其应用[D]. 西安：西安电子科技大学，2004.
GONG Gai-yun. Study of FCM algorithm on parameters and its applications[D]. Xi'an：Xi'an University of Electronic Science and Technology，2004.

[14] 鞠平，金艳，吴峰，等. 综合负荷特性的分类综合方法及其应用[J]. 电力系统自动化，2004，28（1）：64-68.

（下转第 122 页　continued on page 122）

务中优先级最高的任务。

（5）系统任务 2

随着保护智能化的发展，对通信数据的实时性要求越来越高，所以把通信数据处理任务单独分为一类，除了任务 1 中保护基本功能的硬实时任务之外，这类任务要求能够尽可能快地完成。

（6）系统任务 3

测量计算、动作记录的存储、录波数据的存储等任务分为一类，这类任务对实时性要求相对低一些，所以分配的优先级较低。

（7）系统任务 4

液晶显示、键盘操作、参数修改、模式切换、信号复归等人机对话任务分为一类，这类任务对实时性要求最低，所以分配的优先级也最低。

2.4 软件结构

按照 2.3 节任务分配的方法，软件结构设计如图 3 所示。

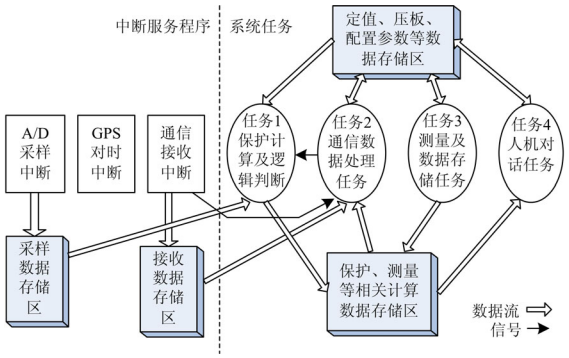

图 3 软件结构示意图

Fig.3 Structural diagram of system software

软件结构主要分为中断服务程序和系统任务两大部分，中断服务程序处理中断任务，处理结果通过全局变量或发送信号的方式传送给系统任务，系统任务通过优先级任务调度程序切换执行，任务之间通过全局变量、信号量或消息队列等方式进行数据交换，中断任务和系统任务互相协作，共同完成继电保护的各项功能。

3 结论

本文将 RTOS 移植到 DSP 硬件系统中，设计了微机继电保护嵌入式操作系统平台，利用 RTOS 可以简化多任务程序设计，满足多个任务的时间要求，大大降低了开发难度，轻松实现前后台系统难以完成的任务。现已利用这个平台开发了线路保护、厂用变保护、电动机保护、电容器保护、电压互感器监控和备用电源自投装置，现场运行情况良好，实践证明此平台是可靠的、可行的。

参考文献

[1] Labrosse Jean J. 嵌入式实时操作系统μC/OS-II[M]. 邵贝贝，译. 北京：北京航空航天大学出版社，2003.
Labrosse Jean J. Embedded real-time operating system μC/OS-II[M]. SHAO Bei-bei，trans. Beijing： Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press，2003.

[2] 张举. 微机继电保护原理[M]. 北京：中国水利水电出版社，2004.
ZHANG Ju. Theory of microcomputer relay protection[M]. Beijing：China Water Power Press，2004.

[3] 李娜，刘晓文. 基于ARM的继电保护装置开发与研究[J]. 电气应用，2005，24（7）：44-46，54.

[4] TMS320F2809 DSPs data manual[Z]. TexasInstruments 2007.

收稿日期：2009-09-10

作者简介：

马运亮（1980-），男，本科，工程师，从事电力系统微机继电保护产品软硬件的设计开发工作；E-mail：mayunliang@xjgc.com

高梅峰（1979-），女，本科，技师，助理工程师，从事电力系统的运行监测及计量设备检定方面的工作；

李晓玲（1973-），女，技师，助理工程师，从事电力系统计量设备检定方面的工作。

（上接第 115 页 continued from page 115）

JU Ping，JIN Yan，WU Feng，et al. Studies on classification and synthesis of composite dynamic loads[J]. Automation of Electric Power Systems，2004，28（1）：64-68.

[15] 周玉光. 电力系统动态负荷建模与负荷动静比例的提取[D]. 上海：上海交通大学，2006.
ZHOU Yu-guang. Power system dynamic load modeling and acquisition of dynamic-static percentage[D]. Shanghai：Shanghai Jiao Tong University，2006.

收稿日期：2009-09-15； 修回日期：2009-11-12

作者简介：

杨 浩（1960-），男，副教授，主要研究方向为电力系统信号处理、保护与控制；

张 磊（1982-），男，硕士研究生，主要研究方向为电力系统负荷建模。E-mial：cquzhanglei@163.com