

# 基于 GRA—LSSVM 密度法的配电网空间 负荷预测方法研究

刘业峰<sup>1,2</sup>, 王婷<sup>3</sup>

(1. 辽宁省数控机床信息物理融合与智能制造重点实验室, 辽宁 抚顺 113122;

2. 沈阳工学院 机械与运载学院, 辽宁 抚顺 113122; 3. 沈阳音乐学院 艺术管理系, 沈阳 110168)

**摘要:** 为提高配电网的规划水平, 实现配电网的合理规划与改造, 以有效提高供电质量和效益; 针对配电网空间负荷预测, 设计了一种新型的电网负荷密度预测算法, 在算法中将支持向量机引入到基于灰色关联度分析的负荷预测模型; 通过灰色关联度分析法筛选出更符合要求的样本并进行训练, 同时, 引入了混沌粒子群算法 (PSO) 对此模型进行优化, 以提高算法的精度; 通过实际数据对这种算法的性能进行实例分析, 依据分析结果表明, 提出的算法与其他方法相比对配电网空间负荷预测的精度有显著差异, 文章方法可以有效的提高配电网负荷密度预测的精度。

**关键词:** 电网空间负荷; 优化模型; 灰色关联度; 配电网

## Research on Spatial Load Forecasting of Distribution Network Based on GRA—LSSVM Density Method

Liu Yefeng<sup>1,2</sup>, Wang Ting<sup>3</sup>

(1. Liaoning Key Laboratory of Information Physics Fusion and Intelligent Manufacturing for Grade CNC Machine,

Shenyang Institute of Technology, Fushun 113122, China; 2. College of Mechanical and Vehicle Engineering,

Shenyang Institute of Technology, Fushun 113122, China; 3. Department of Art Management,

Shenyang Conservatory of Music, Shenyang 110168, China)

**Abstract:** In order to improve the planning level of distribution network and realize the rational planning and transformation of distribution network, the quality and efficiency of power supply can be improved effectively. A new load forecasting model is proposed for the distribution network load forecasting. In this algorithm, the support vector machine (SVM) is introduced into the load forecasting model based on grey relational analysis. The grey correlation analysis method is used to select the more suitable samples and train them. At the same time, the chaotic particle swarm optimization (PSO) is introduced to optimize the model to improve the accuracy of the algorithm. For example through the analysis of actual data on the performance of the algorithm, based on the results of the analysis show that there are significant differences in the algorithm proposed and using this method to predict the space distribution load precision. The method proposed can improve the distribution network load density prediction effective accuracy.

**Keywords:** least squares support vector machine; load density; grey relational grade; distribution network

## 0 引言

配电网是电力系统的重要组成部分, 在电力系统中起着连接电力用户和发电厂的作用, 配电网的结构对其电力系统的供电质量和效率有很大的影响, 因而配电网设计是一项重要的工作。配电网的结构主要包括电网设备的容量、分布位置和联接方式, 其涉及到的参数很多, 因而相应的设计难度很大。目前我国的配电网的网络建设水平和社会

的电力需求方面还存在一定的差距<sup>[1]</sup>。对一些供电很复杂的城市配电网经常出现, 供电瓶颈, 电网设备过负荷相关的问题<sup>[2]</sup>。这些都从一定程度上说明了配电网和实际的电力需求之间还存在一定的差距, 从而对生产和生活带来一定的影响。因而很有必要提高配电网规划水平, 对其进行合理的规划和改造、以此来有效的提高供电质量和效益、为满足电力需求起到帮助作用。

在进行配电网设计时首先需要做好电力需求预测工作, 这是确定电力系统发展规划基本条件, 此种预测结果和电力系统规划和设计有密切的关系, 可也为电力系统的安全、可靠、提供良好的支持, 且对电力市场交易也可以起到一定的参考作用, 因而准确的预测出电力需求结果有多方面的作用<sup>[3]</sup>。

此种电力需求预测可以具体划分为总量负荷预测 (GLF) 和空间负荷预测 (SLF) 两种类型的, 前一种主要

收稿日期: 2018-08-07; 修回日期: 2018-09-07。

基金项目: 国家自然科学基金 (61603262, 61403071); 沈阳工学院 i5 智能制造研究所项目 (i5201701)。

作者简介: 刘业峰 (1981-), 男, 博士, 副教授, 主要从事智能优化算法及应用、复杂系统建模与优化、智能制造等方向的研究。

通讯作者: 王婷 (1983-), 女, 硕士, 助理研究员, 主要从事管理方法及应用、艺术与商务管理方向的研究。

是预测出一个区域的电量, 在预测时主要是参考相应的历史电量、负荷等数据, 并通过相关预测函数确定出未来一定时间目标区域内的总电量。这种预测属于战略层次的, 所得的结果可也为发电计划的制定起到一定的参考作用。而后一种预测方法主要是通过空间负荷预测的, 在预测时先将规划区域细分为各小区, 然后具体预测出各小区未来的电量值, 并求和而得到空间电量。此种预测所得结果可也为相应的变电站的容量、型号、开关设备等参数的确定提供参考<sup>[4]</sup>。

薛远天等围绕着如何减小电网负荷规划中预测误差过大问题, 提出以加强系统稳定安全运行为前提, 讨论了电网的安全结构问题<sup>[5]</sup>。刘思等针对电网负荷密度的地区差异性, 提出了一种电网负荷的分类校验和精选方法, 该方法是基于电网的日负荷曲线<sup>[6]</sup>。刘思针对电网负荷预测问题, 结合目前应用较广的数据挖掘技术中的聚类技术, 实现对电力系统中日负荷曲线的精确分析, 并基于此提出了日负荷曲线聚类算法, 该算法是基于负荷特性指标降维实现的<sup>[7]</sup>。彭玉芹为实现电网负荷的精确预测, 采用的方式是将用电量负荷预测和地域空间负荷预测相结合的方式。并采用人工神经网络的方法进行总量负荷预测, 目的是消除负荷预测的不确定性<sup>[8]</sup>。黄强认为只有对需要的配电的各个区域的负荷非常明确的情况下, 才能够实现对配电网的合理规划, 进而确定变电站的位置、对应的体积和线路的走向<sup>[9]</sup>。黄晓晖围绕着电网空间负荷预测的方法进行了分析, 阐述了预测的种类和流程, 同时结合相关实例阐明了应用效果<sup>[10]</sup>。

本文针对配电网空间负荷预测, 设计了一种新型的电网负荷密度预测算法, 在算法中将支持向量机引入到基于灰色关联度分析的负荷预测模型。通过实际数据对这种算法的性能进行实例分析, 依据分析结果表明, 本文提出的算法与不采用本文方法对配电网空间负荷预测的精度有显著差异, 本文方法可以有效的提高配电网负荷密度预测的精度。

## 1 负荷预测种类及相关因素分析

现有的电力负荷预测方法数量非常多, 如果按照负荷预测的一般原理进行分类, 主要分为用地仿真类的空间负荷预测方法、基于密度指标的负荷预测方法、基于趋势类的空间负荷预测方法、基于多元变量法的负荷预测方法。另外, 还可以根据负荷预测过程能否写出解析表达式进行分类, 主要分为解析类用电负荷预测方法和非解析类用电负荷预测方法; 第三种方式是从确定元胞负荷与总量负荷的先后顺序进行的, 主要分为两类: 一种是自上而下的负荷预测方法, 另一种是自下而上的负荷预测方法。具体分类情况如下:

1) 根据负荷总量进行预测, 也就是依据目标区域内相关的历史分类负荷来预测出未来一定时间的分类负荷。

2) 在历史分类负荷基础上利用相关方法推算出各类负荷的相关性, 然后通过总负荷按比例进行划分。也可以根

据目标区域的实际情况来确定出分类负荷所占的比例。也可以在比例基础上根据总电量来预测出分类用电量, 再通过这种比例方法进行分配时, 应该确保各类负荷同时率, 这样所得结果才是可行的<sup>[11]</sup>。

3) 用地仿真类的空间负荷预测方法。该方法主要有以下 8 种方法: 基于模糊逻辑控制技术的用地仿真法、基于粗糙集理论的用地仿真法、基于元胞自动机的用地仿真法、基于蚁群算法的用地仿真法、基于负荷细分与 SVM 技术的用地仿真法、基于系统动力学与运输模型的用地仿真法、非均匀区域用地仿真法、考虑不确定性因素的用地仿真法。

4) 负荷密度指标法。该方法主要有传统、智能算法和发展曲线等三大类方法。传统方法又可分为直观预测法也称之为涂色法和分类负荷平均密度指标法等两种方法。智能算法可划分为: 基于双层贝叶斯模型的负荷密度指标法、基于模糊理论的负荷密度指标法、基于 AHP 和 TOPSIS 的负荷密度指标法、基于 ANFIS 的负荷密度指标法和基于 LS-SVM 的负荷密度指标法。发展曲线预测方法主要有: 基于 VAI 的负荷密度指标法、基于饱和密度与相对系数的负荷密度指标法和计及元胞属性及发展时序的负荷密度指标法。

5) 用电负荷的多元变量预测法, 主要是基于经济计量模型的负荷指标预测方法。

6) 趋势类预测法。该方法主要有以下几种方法: 元胞负荷转移招合法、负荷规律性分析法、空区推论法(或模板法)、元胞负荷聚类分析法。负荷预测的外推算法主要有: 回归分析法、指数平滑法、增长速度法、生长曲线法、灰色理论法、马尔可夫法、灰色马尔可夫法等 7 种。

在进行配电网规划时, 还应该确定出目标区域的分类负荷, 可以根据此结果为各类小区的负荷总量控制提供依据, 在修正总量负荷预测时也用到此结果。总量和分类负荷存在密切的关系, 二者之间可以进行相互校核, 这样可以使得预测结果的精度更高。二者的关系具体如图 1 所示。

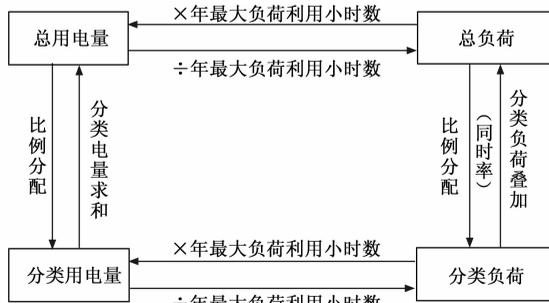


图 1 总量负荷与分类负荷内在联系图

总用电量通过各个小区用电量的比例分配可以得到每个小区的分类用电量, 每个小区分类用电量的和就是总用电量。总用电量和总负荷之间的关系是: 总用电量/年最大负荷利用小时数就是总负荷, 总负荷乘以年最大负荷利用小时数就是总用电量。分类负荷和总负荷之间的关系为: 总负荷按照各个小区的分配比例进行分配, 得到分类负荷,

分类负荷叠加得到总负荷。总用电量和分类负荷之间，总负荷和分类用电量之间没有直接的关系。

可以对比分析以上方法所得的分类负荷预测值，在所得结果基础上再通过专家干预来得到最终的目标值。

## 2 基于 GRA-LSSVM 负荷密度法的空间负荷预测

### 2.1 基本原理

在进行电量预测时，也可以以用到支持向量机工具，其属于一个三层结构的学习机器，其总体架构情况见图 2。

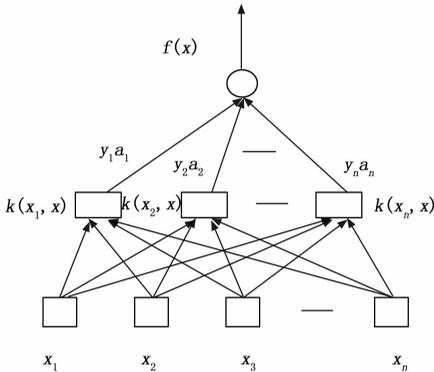


图 2 支持向量机的体系结构

此架构中最底层的  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  是输入样本， $K(x_i, x) (i = 1, 2, \dots, n)$  是样本  $x$  与支持向量的内积， $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, n)$  是拉格朗日乘子。通过支持向量机进行分析时，先依据其相应的逻辑概念框架，确定出对应的输入，之后在此基础上确定出合适的核函数，之间输入样本，并在优化基础上确定出相应的决策函数，通过这种方法求解和传统的神经网络有一定的区别和联系，二者的区别表现为：神经网络结构有很多是根据经验选取的，不能很好的得到相应泛化的置信空间界限，因而其推广性能较差，且在求解过程中可能出现过学习的现象。而支持向量机在进行求解时主要用到了最小化归纳原理，并通过这种原理来控制学习单元的 VC 维的边界，这样可以使学习单元控制在一定的范围内，就不会出现过学习的缺陷<sup>[12]</sup>。

最优分类面可以将两类很好的区分开，且可以确保分类间隔最大。如果利用风险最小化原则进行分析，也就是通过一定的分类使得 VC 维最小，等价于使界中的置信范围最小，以便得到最小的风险结果，且 VC 维最小。

假定给出一个样本集  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$ ，满足：

$$y_i[(\omega^T x_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, \dots, n \quad (1)$$

其中： $\omega^T x_i + b = 0$  是分类面方程，在此情况下二者的分类间隔为  $\rho = \frac{2}{\|\omega\|^2}$ ，这样就可以将问题转化为，确定出一个分类面，将两类样本准确的划分出来，并使得二者的分类间隔最大。两个分类中间的实线就是相应的最优分类面，虚线上的样本就为支持向量。据此可以确定出相应的支持向量机的目标函数表达式为：

$$\Phi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (2)$$

$$s.t. \quad y_i[(\omega^T x_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, \dots, n \quad (3)$$

为了确定出式 (2) 的最小值，可以通过如下拉格朗日函数求解：

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i[(\omega^T x_i) + b] - 1\} \quad (4)$$

其中： $\alpha_i \geq 0$  为各样本相关的拉格朗日乘子。为得到式 (4) 的极值，可以通过此泛函对  $\omega, b$  求偏导，这样就可以确定出式 (4) 相关的对偶函数：

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (5)$$

$$s.t. \quad \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, n \quad (6)$$

根据式 (6) 的相关的约束，确定出式 (6) 的唯一解  $\alpha_i$ ，这样不等于零的拉格朗日乘子  $\alpha_i$  相关的样本为支持向量。

若  $\alpha_i^*$  为最优解，可以确定出相关最优分类面权重系数向量  $\omega^*$ ：具体情况如下：

$$\omega^* = \sum_{x_i \in SV} \alpha_i^* y_i x_i \quad (7)$$

$$b^* = \frac{1}{2} [\omega^* x^*(1) + \omega^* x^*(-1)] \quad (8)$$

其中： $x^*(1), x^*(-1)$  分别表示两类中之一的支持向量。

通过以上方法确定出的参数  $\omega, b$  可确定出相应的决策函数：

$$f(x) = \text{sgn}\{(\omega, x) + b\} = \text{sgn}\left[\sum_{x_i \in SV} \alpha_i y_i (x_i, x) + b\right] \quad (9)$$

### 2.2 算法设计

#### 2.2.1 建立负荷密度指标体系

在进行算法设计时，建立负荷密度指标体系可以得到不同类型负荷的影响因素和这些因素相应的样本库，这样可以为预测小区电量提供参考和依据。这种指标体系可也为预测模型提供相应的训练样本集，为得到更精确的预测结果提供支持，相应的建立过程具体如下：

1) 结合城市规划，确定出不同负荷的分类：如果规划区已经设计出相应的城市规划图，则区域内的负荷可以总体上划分为 10 类，也就是商业负荷、居民负荷、设施负荷、市政设施负荷、绿化和照明负荷<sup>[13]</sup>。

2) 确定出影响这些负荷密度值相关因素，这可以通过电力系统的抄表系统和建筑规划部门的数据库得到。统计分析出不同类型负荷密度相关的影响因素，对这些因素值的数据资料保存处理。

3) 确定出负荷密度相关的指标体系：得到不同类型负荷的样本数据，确定出负荷相应的密度值和与之对应的样本数据库。这样可以辅助进行电量预测。

通过以上方法就可以确定出相应的负荷密度指标体系，具体情况见图 3。

通过这种体系可以为相应的预测模型提供支持，从而有效的提高预测精度；也可以为模型修整提供支持和帮助。

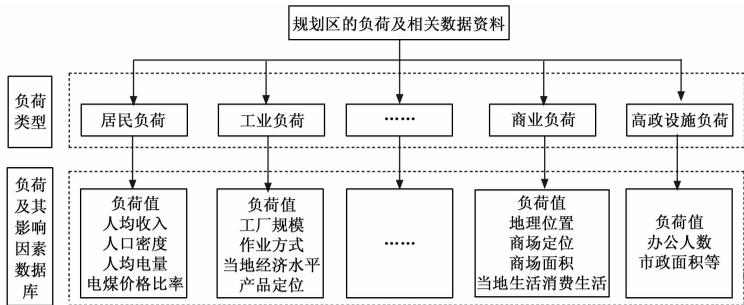


图 3 规划区的负荷及相关的资料

2.2.2 选择 LSSVM 预测模型的训练样本

确定出相应的待预测小区的影响因素, 然后将这些因素的属性值当做预测样本, 确定出此体系中目标区域内预测样本和因素样本的灰色关联度, 并依据此所得界确定出训练样本, 本文在研究时选择了分辨系数  $\rho = 0.5$  条件下, 二者的灰色关联度大于 0.95 的样本作为与此相应的训练样本。

2.2.3 预测待预测小区的负荷密度值

本文对小区的负荷密度通过这种优化后的 LSSVM 模型来预测, 相应的预测步骤如下:

1) 数据预处理: 也就是归一化处理相应的原数据样本, 然后将相应的影响因素属性值当作为此模型的输入, 输出结果为负荷密度值, 这样能就可以得到如下的公式:

$$\frac{x_i}{x_{\max}} = \frac{x_i}{x_{\max}} \quad (10)$$

其中:  $x_{\max}$  表示不同各影响因素属性值对应的最大值。

2) 选取核函数: 确定出相应的径向基函数, 然后将其当过此模型对应的核函数。

3) 通过 PSO 算法对此模型参数进行优化。

4) 将优化所得的参数 C 和  $\sigma$  输入此种模型中进行预测分析, 这样就可以得到相应的密度预测值。

小区未来负荷  $W_i$  可以通过负荷密度值和小区的面积乘积来表示, 具体表达如下:

$$W_i = y_i * s_i \quad (11)$$

基于 GRA-LSSVM 方法进行预测的流程具体如下: 具体见图 4 所示。

3 仿真实验

接下来主要是以实际的居民小区为例进行负荷密度值的预测, 并对本文提出模型的有效性进行验证, 在验证前先收集此小区电力负荷和相应的样本数据, 具体结果见表 1。在此表中: A1 为人口密度; A2 为人均收入; D 为负荷密度值, 相应的样本数据如下。

通过数学实验软件平台确定出相应的预测模型, 此模型的参数具体为: 粒子群规模为 40, 混沌最大迭代步数为 20, 学习因子 c1 和 c2 都是 2。通过优化之后得到  $C=23.475$ 。

而根据实际结果表明, 本小区实际负荷密度值为 7.54 千瓦每平方千米, 本文通过这种模型预测所得结果为 8.10 千瓦每平方千米, 误差只有 0.019 5。如果样本没有通过灰

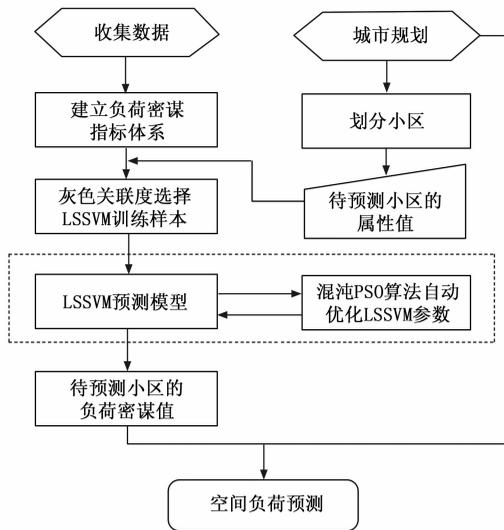


图 4 空间负荷预测总流程示意图

表 1 样本数据

序号	A1/(人/km <sup>2</sup> )	A2/元	A3/(kwh)	A4/%	D/(kw/km <sup>2</sup> )
1	30651	1351	1.0	11.0	62
2	16150	4838.0	1033	16	27.0
3	29309	1122	1.0	10.0	3
4	25701	1000.0	834	313	20.0
5	17303	2881.0	636	605	11.0
6	16600	1222.0	1019	263	2.0
7	15855	2609.0	628	692	9.0
8	31950	1269.0	542	772	11.0
9	17653	4919.0	994	117	22.0
...	...	...	...	...	...
120	25853	1013.0	815	272	21.0

表 2 预测小区样本与各参考样本的灰色关联度 r

样本序号	1	2	3	4	5	6	7
r	0.9809	0.8036	0.9481	0.9490	0.8499	0.9340	0.8516
样本序号	8	9	...	117	118	119	120
r	0.9504	0.8024	...	0.8173	0.9323	0.8632	0.9509

表 3 三种不同方法预测结果对比

D/(kW/km <sup>2</sup> )	引入灰色关联度及混沌		没有引入灰色关联度		没有引入混沌 PSO 算法	
	D/(kW/km <sup>2</sup> )	r/%	D/(kW/km <sup>2</sup> )	r/%	D/(kW/km <sup>2</sup> )	r/%
7.92	8.10	1.97	8.70	10.30	8.20	3.62

色关联度训练, 则相应的预测值为 8.70 千瓦每平方千米, 相对误差达到了很高水平, 而在没有利用混沌 PSO 优化算法情况下, 所得预测值为 8.20 千瓦每平方千米, 对应的误差为 0.036 5。据此可以看出将这两种算法引入进行预测, 可以显著的提高预测准确度。

### 4 结论

本文主要是设计了一种新型的电网负荷密度预测模型，在研究时将灰色关联度引入到基相应的配电网空间负荷预测中，这样可以更好的预测出负荷密度值。随后本文对这种算法的性能进行了实例分析，根据所得结果表明，这种方法和不引入两种算法的预测精度有显著差异，可以有效的提高负荷密度预测的精度。

#### 参考文献:

[1] 鲍正杰, 李生虎, 赵 锋, 等. 饱和负荷预测中的改进 Logistic 算法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2014 (11): 7-11.

[2] 董少峤, 刘 念, 赵天阳, 等. 考虑负荷随机性的含 DG 多目标配电网重构 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2014 (11): 58-62.

[3] 肖 白, 徐 潇, 穆 钢, 等. 空间负荷预测中确定元胞负荷最大值的概率谱方法 [J]. 电力系统自动化, 2014 (21): 47-52.

[4] 张恺凯, 杨秀媛, 卜从容, 等. 基于负荷实测的配电网理论线损分析及降损对策 [J]. 中国电机工程学报, 2013 (S1): 92-97.

[5] 薛远天. 配电网空间负荷预测方法的应用研究 [J]. 城市建设理论研究 (电子版), 2017 (22): 54-55.

[6] 刘 思, 傅旭华, 叶承晋, 等. 考虑地域差异的配电网空间负荷聚类及一体化预测方法 [J]. 电力系统自动化, 2017, 41 (3): 70-75, 82.

[7] 刘 思. 配电网空间负荷聚类及预测方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2017.

[8] 彭玉芹. 配电网空间负荷预测方法的应用研究 [J]. 电力需求侧管理, 2016, 18 (5): 21-24.

[9] 黄 强. 地理信息系统的配电网空间负荷预测方法研究 [J]. 科技视界, 2015 (8): 225-282.

[10] 黄晓晖. 配电网空间负荷预测方法分析 [J]. 电子测试, 2014 (S2): 145-146, 144.

[11] 肖 白, 周 潮, 穆 钢. 空间电力负荷预测方法综述与展望 [J]. 中国电机工程学报, 2013 (25): 78-92, 14.

[12] 张 伟. 基于人体舒适度指数的配电网短期负荷预测方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2013 (9): 74-79.

[13] 刘自发, 庞铨铨, 王泽黎, 等. 基于云理论和元胞自动机理论的城市配电网空间负荷预测 [J]. 中国电机工程学报, 2013 (10): 98-105, 13.

(上接第 255 页)

表 6 12 组实验结果

序号	实验组别	测试语句数	正确识别率
1	重庆话声学模型识别重庆话	30 句	100%
		60 句	100%
		90 句	100%
2	重庆话口音的普通话声学模型识别重庆话口音的普通话	30 句	100%
		60 句	100%
		90 句	100%
3	重庆话声学模型识别重庆话口音的普通话	30 句	76.67%
		60 句	76.67%
		90 句	78.89%
4	重庆话口音的普通话声学模型识别重庆话	30 句	90.00%
		60 句	91.67%
		90 句	91.11%

### 5 结语

本文以重庆话为实验研究对象，采集了重庆话文本，并将文本录制成重庆话和重庆话口音的普通话，建立了两种语音与之对应的小语料库。搭建了基于 HMM 的重庆话语音识别系统，设计了 12 组语音识别方案，并得到了 12 个实验结果。实验结果表明：在 30 句、60 句以及 90 句测试集下重庆话和重庆话口音的普通话训练得到声学模型分别去识别对应的两种语音的正确识别率均为 100%；重庆话语音声学模型识别重庆话口音的普通话语音的正确识别率要比重庆话口音的普通话语音声学模型识别重庆话语音的正确识别率要高。

#### 参考文献:

[1] Rabiner L, Juang B H. Fundamentals of speech recognition [M]. Tsinghua University Press, 1999: 353-356.

[2] GB/T 16159-2012. 汉语拼音正词法基本规则 [S].

[3] 钟维克. 重庆方言音系研究 [J]. 重庆社会科学, 2005 (6): 118-118.

[4] 曾晓渝. 重庆方言词解 [M]. 西南师范大学出版社, 1996.

[5] 汪长学. 重庆方言儿化音刍议 [J]. 西南大学学报: 社会科学版, 1996 (4): 65-67.

[6] 翟时雨. 成都、重庆话在四川方言分区中的地位 [J]. 西南大学学报: 社会科学版, 1999 (2): 13-15.

[7] Young S, Evermann G, Gales M, et al. The HTK book version 3.5a [J]. Cambridge University Engineering Department, 2015.

[8] Yu D, Deng L, Droppo J, et al. A minimum-mean-square-error noise reduction algorithm on Mel-frequency cepstra for robust speech recognition [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. IEEE, 2008: 4041-4044.

[9] Veton Z, Kepuska, Elharati H A. Robust Speech Recognition System Using Conventional and Hybrid Features of MFCC, LPCC, PLP, RASTA-PLP and Hidden Markov Model Classifier in Noisy Conditions [J]. Journal of Computer & Communications, 2015, 03 (6): 1-9.

[10] Rabiner L R. A tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition [J]. Readings in Speech Recognition, 1990, 77 (2): 267-296.

[11] Rosenberg A E, Lee C H, Soong F K. Cepstral channel normalization techniques for HMM-based speaker verification [A]. Proc. 3rd International Conference on Spoken Language Processing [C]. 1994: 1835-1838.

[12] Yu K, Mason J, Oglesby J. Speaker recognition using hidden Markov models, dynamic time warping and vector quantisation [J]. IEE Processing of Vision Image and Signal, 1995, 142 (5): 313-318.

[13] Ling Z H, Kang S Y, Zen H, et al. Deep learning for acoustic modeling in parametric speech generation: A systematic review of existing techniques and future trends [J]. Signal Processing Magazine, IEEE, 2015, 32 (3): 35-52.