[控制系统]

深度学习算法在电力系统短期负荷预测中的应用

文/河北工业大学电气工程学院　董　浩　程　鹏　李玲玲

首先，简要介绍了深度学习算法的有关内容，包括深度学习与神经网络的比较和深度学习的训练过程。其次，从负荷的日属性、负荷的周属性、温度因素、节假日因素这几个方面对负荷的特性进行了研究。最后，根据负荷的历史数据，应用深度学习算法进行了短期负荷预测，并将其预测结果与BP神经网络的预测结果做了比较。

电力负荷预测是将电力负荷作为对象进行的一系列预测工作，包括对未来电力需求量（功率）的预测，对未来用电量（能量）的预测以及对负荷曲线的预测。电力系统负荷预测是电力系统规划的重要组成部分，也是电网调度、调节、控制等工作的基础。

在正常情况下，根据预测周期和目的，负荷预测可分为长期负荷预测、中期负荷预测、短期负荷预测以及超短期负荷预测。其中，短期负荷预测是专家学者研究最多的，也是最具实际意义的。短期负荷预测通常是预测未来一天到一周的电力负荷，预测目标通常是一个地区的承载力或每日和每周的用电量数据，预测的目的是制订发电计划和提供调度运行的依据。

短期负荷预测的方法有很多，如今最主流的是智能预测方法。该方法就是应用功能强大的智能算法建立预测模型，进行预测，比较常用的智能算法有神经网络和支持向量机。随着电网规模的不断增大，电网智能化程度越来越高，对电网的负荷预测方法提出了更高的要求，传统的智能算法均属于浅层结构的算法，浅层结构在给定有限样本时，很难有效地表示非线性复杂函数。

为了更好地解决负荷预测中的难题，采用了近几年发展迅速的深度学习算法。

深度学习算法

深度学习的概念由Hinton等人于2006年提出，它的出现给机器学习和人工智能带来了新的希望，其在语音识别、计算机视觉等多种分类问题中已经取得了突破性的进展，同时，研究者们也发现了深度学习算法在解决回归问题上的潜力。

1．深度学习与神经网络的比较

深度学习是机器学习的一个分支，它的概念来源于人工神经网络的研究，也可以理解为是神经网络的发展。

深度学习与神经网络的相同点在于它们的结构相似，均采用分层结构，系统由包括输入层、隐藏层、输出层组成的网络，只有相邻层节点之间有连接，同一层以及跨层节点之间相互无连接，每一层可以看作是一个逻辑回归模型；这种分层结构，是比较接近人类大脑的结构。

神经网络存在一些缺陷，如比较容易出现过拟合，训练的速度比较慢，在层数较少的情况下效果并不优于其他算法。而为了解决神经网络训练中的问题，深度学习算法采用的训练机制与神经网络有很大差异。传统神经网络训练所采用的

方式是反向传播，简单来讲就是采用迭代的算法来训练整个网络，随机设定初值，计算当前网络的输出，然后根据当前输出和标签之间的差去改变前面各层的参数，直到收敛，整体可以看作是一个梯度下降法，但是当网络层数较多（7层以上）时，残差传播到最前面的层已经变得太小，会出现梯度扩散问题。而深度学习采用的是一个逐层训练的机制，每次只训练一个单层网络，当训练完所有层后，再利用有关算法进行调优。

2．深度学习训练过程

深度学习训练过程具体如下。

1）使用自下向上的非监督学习，也就是从底层开始，一层一层地进行训练，直到最顶层。采用无标签数据（有标签数据也可）分层训练各层参数，这一步可以看作是一个无监督训练过程，由于模型容量的限制以及稀疏性约束，使得得到的模型能够学习到数据本身的结构，从而得到比输入更具有表示能力的特征，这个过程也可以看作是特征学习的过程，这一步也是深度学习和传统神经网络区别最大的部分。

2）自顶向下的监督学习，也就是通过带标签的数据去训练，误差自顶向下传输，对网络进行微调。基于第一步得到的各层参数进一步微调整个多层模型的参数，这一步是一个有监督训练过程。

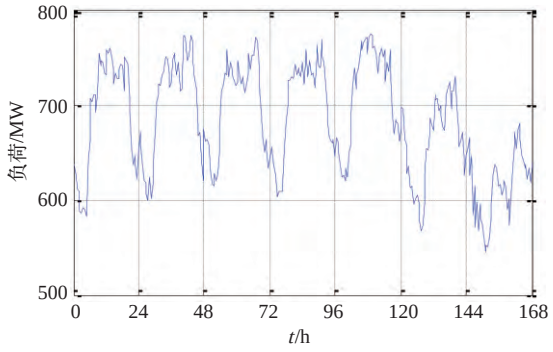
训练的第一步与神经网络的随机初始化初值过程类似，但是由于深度学习的第一步初始化初值不是随机的，而是通过学习输入数据的结构所得到的，因而这个初值与神经网络初值相比更接近全局最优，从而能够取得更好的效果。所以深度学习算法之所以优于神经网络，很大程度上归功于第一步的特征学习过程。

负荷特性分析

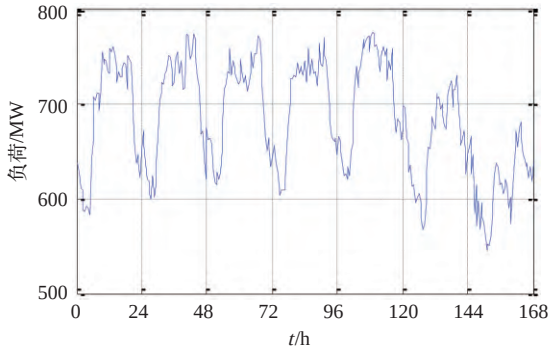
在预测之前需要对负荷特性进行研究，了解负荷的变化规律以及影响负荷变化的因素。试验所用数据为2001年欧洲智能技术网络（EUNITE）组织的负荷竞赛所用数据，该数据包含1997年、1998年全年以及1999年1月每天24 h，30 min等间隔负荷采样数据、每天的平均气温，以及节假日信息。

1．负荷的日属性与周属性

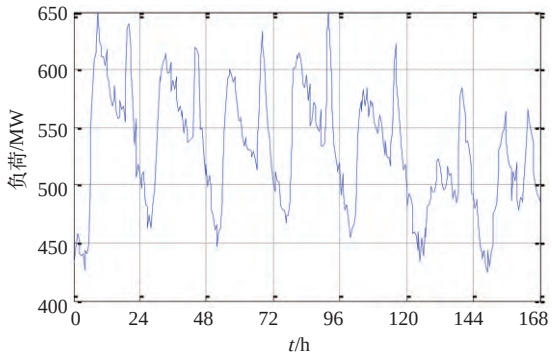
首先，研究负荷的日属性与周属性，为此选取1998年任意3个星期，1998年1月2日～1月18日、1998年5月18日～5月24日、1998年9月7日～9月13日的负荷数据，应用MATLAB绘制其负荷曲线，观察曲线的规律。负荷曲线如图1所示。



（a）1998.1.12－1.18电网负荷曲线



（b）1998.5.18－5.24电网负荷曲线



（c）1998.9.7－9.13电网负荷曲线

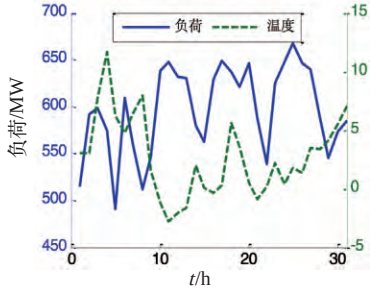
图1　1998年任意3个星期的电网负荷曲线

从图1可以看出每一天负荷曲线的变化规律都很相似，一天中负荷的峰值位于白天的工作时间和晚上的休闲娱乐时间，而凌晨为负荷的低谷。再观察一周的负荷曲线变化，发现周一到周五工作日的负荷曲线明显比周末的负荷曲线高，这与周末人们放假，工厂停工有关。

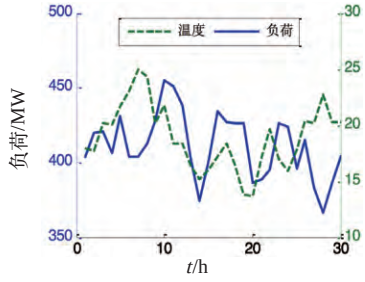
2．温度对负荷的影响

温度是众多气象因素中与负荷的关系最为密切的，为了研究负荷与温度的关系，取1998年3月、6月、9月的日平均负荷和日平均温度数据，绘制负荷和温度的变化曲线，分析负荷与温度的

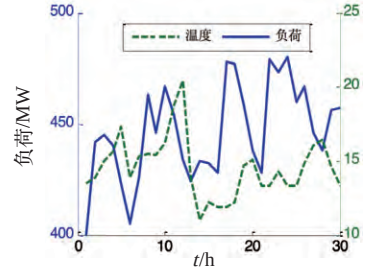
相关性。曲线图如图2所示。



（a）1998年3月负荷曲线与温度曲线的比较



（b）1998年6月负荷曲线与温度曲线的比较



（c）1998年9月负荷曲线与温度曲线的比较

图2　所选取的1998年3个月份负荷曲线与温度曲线的比较

由图2可以看出负荷与温度具有一定的相关性，因为温度的变化会影响到人们的生活方式和工厂工作安排，从而对负荷造成影响。

3．节假日对负荷的影响

影响负荷的另一个主要因素就是节假日因素，与周末类似，节假日期间，人们会选择休息或外出游玩，工厂也会停工。为了研究节假日因素对负荷造成的影响，选取1998年12月31日～1999年1月4日这几天的负荷数据，其中1999年1月1日～1月3日为元旦假期。绘制并比较这几天的负荷曲线，如图3所示。

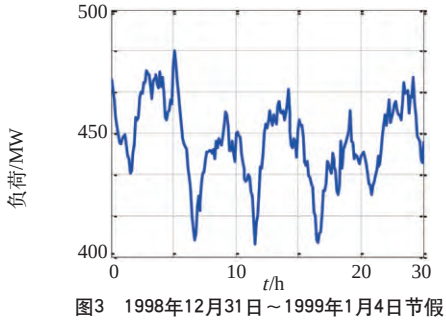


图3　1998年12月31日～1999年1月4日节假日与相邻日负荷曲线的比较

由图3可以看出，节假日期间的负荷明显要比相邻日的负荷低，与之前的分析相符。

短期负荷预测实例

在进行预测之前，需要对模型的输入进行归一化，将所有数据归一化到[0，1]之间，采用如下公式为

$$\hat{x}\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}$$

其中，x表示当前时刻负荷值；$x_{\max}$、$x_{\min}$分别表示一天中负荷的最大值与最小值。

利用负荷的历史数据预测未来一天的负荷，以1999年1月15日的负荷预测为例，为了验证深度学习方法的有效性，将其预测结果与应用BP神经网络法的预测结果进行比较，预测结果的负荷曲线如图4所示。

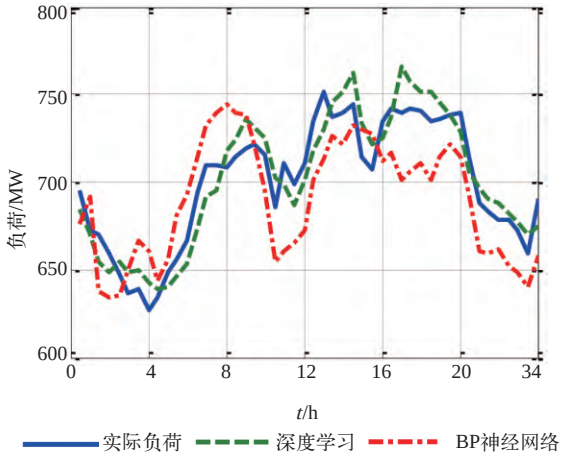


图4　两种方法预测结果的比较

从图4可以看出，应用深度学习算法所获得的预测结果明显要好于应用BP神经网络所得预测结果，从而验证了深度学习算法可以用于电力系统短期负荷预测的研究。

结束语

随着微电网的发展，光伏发电、风力发电等可再生能源的并网使得负荷的变化更加难以预测，这就为负荷预测方法提出了更高的要求，下一步的研究计划就是改进预测方法，预测光伏发电、风力发电的出力及并网后的负荷预测，以及深度学习算法在电力系统其他问题上的应用。EA

（收稿日期：2016.09.11）

（编辑：杨得润）