本文致力于方法的分析预测用电量。预测消费与批发的主题高度相关电力市场。这篇文章考虑了以下几点预测方法:长短时记忆(LSTM)人工神经网络，支持向量机基于径向基函数(RBF)的回归方法线性回归和自回归综合移动平均水平。实现预测方法，Python 3.6和使用了各种库。对于每个方法，配置，进行预测和误差评估。由于基于RBF的支持向量机回归方法具有较低的精度最大绝对百分误差(MaxAPE)为21%，有较好的用电量预测精度。

预测问题在农业生产中起着重要的作用电网行业。预测的主题电网行业是未来电力消费的主力军小功率中心消耗不同的对象并向大能源区、大区域、大电力企业供货系统一般。从2009年开始，俄罗斯联邦法律关于节约能源和提高能源效率以及修改俄罗斯的某些法律联邦“[1]生效”。法律的目的是推动节能，提高能效。减少能源消耗有两种方法:

•第一种方法是取代电力工程设备和加热系统。这个决定将导致重大的财务支出，并最终到

最终产品成本上升。

•提高能源效率的另一种方法是预测未来能源消耗。这种方法使用从所有有用的统计信息的最大值生产工艺参数均为外部参数考虑因素和内部因素。这部法律主要涉及……的主要部门

经济。根据俄罗斯联邦国家统计服务，42%的总能源消耗占生产部门[2]。企业对效率感兴趣

能源消耗，因为他们寻求降低成本。从企业层面的预测质量来看取决于生产成本的价值，因此绩效指标。电力消费预测的重要性当批发电力市场(WEM)增加创建的[3]。世界经济论坛成立于2003年，是世界经济论坛的一部分俄罗斯联合能源股份公司改革俄罗斯体制的目标是联合大的生产者和一个地方的电力消费者。电力市场形成了计划消费根据双边协定。事实上，实际数额实际用电量与计划的不一致的人。偏离计划目标的部分将被出售平衡市场。同时，对系统进行操作俄罗斯统一能源体系定期进行供应商申请的额外竞争性选择。应用程序的选择是在考虑的情况下进行的电力消耗，这是预测的。实际消耗量与预测值有偏差市场主体的财务成本。对预测的低估导致了使用的需要昂贵的应急电站。对预测的过高估计增加了成本保持过剩的闲置能力。预测的任务与一个大的经营批发电的实体数量市场。预测精度对这两种发电方式都很重要企业和消费者。在平衡市场中，发电公司已经减少了他们的产量自身的主动性，和消费者的积极性都有提高工作量，将收取额外费用[4]。的准确性电力消费的预测对电力消费的预测有很大的影响市场主体的财务收益。因此，任务预测电能的消耗消费者是非常相关的。预测时间的方法有很多基于现有数据的系列报告。这项工作的目的是对各种方法进行比较分析的吗预测数据在预测任务中的消耗电能。

这项研究是在消费的基础上进行的位于叶卡捷琳堡的数据工程公司，俄罗斯的斯维尔德洛夫斯克地区。本研究使用了Total期间自动能源计量点的见证从2012年7月到2016年1月。数据在一个\*.csv文件中提供并包含时间戳格式的信息-每小时计的读数kW \* h.接收下一次数据报告的时间为30天分钟。得到的数据没有缺失值，所以没有对缺失值进行插值或滤波。这些数据每周最多采样一次，如图1所示。从业务的角度出发，对其进行预测电能的消耗以四周为基础在24周内获得的历史信息是最佳的。的4周的预测可以帮助我们制定策略与电力能源消费者签订合同下一报告期。另一方面，在使用周的时候作为数据样本存在六个月的历史，它允许我们有24个数据样本，其中包含一个大的新客户的信息量。通过对文学资料的分析，[5]-[9]被决定分析以下数据预测方法:

1.长短时记忆(LSTM)人工神经网络(安);

•支持向量机(SVM)回归基于径向基函数;

•线性SVM回归;

•自回归综合移动平均线(ARIMA)

1. 长短期记忆人工神经网络

LSTM网络是复现的一个亚种基于LSTM模块的神经网络体系结构。每个模块有三个端口:输入、输出和遗忘端口。每个LSTM模块都能够存储两个short的值很长一段时间。值的存储时间记忆是由遗忘端口决定的。具有多个输入和单个输出的LSTM网络在本研究期间调查。LSTM的数量神经网络模块的变化达到最小训练样本的预测误差。最优数量的LSTM块用于预测消费的任务电能为12。采用随机优化的方法神经网络的教学方法。亚当算法用作优化算法。学习的过程是经过100次优化后完成。

1. 基于径向基的svm回归

基于支持向量机的回归方法支持向量机方法。的主要思想方法是根据数据寻找回归函数的距离不超过一定距离的样本函数。基于RBF的回归方法，与传统的回归方法不同线性回归方法，将数据样本转换成一个高维空间，并且只在第二步进行算法在高维空间做一个线性回归模型建立。而基于支持向量机的回归方法则没有在研究期间定制。得到了支持向量机方法的惩罚参数等于1000。RBF的参数SVM的经验值为0.1。

1. 自回归移动平均线

ARIMA模型属于统计类分析和预测时间序列的模型。ARIMA模型一般记为ARIMA (p, d, q)，

其中参数是非负整数模型零件的订单。模型参数的意思是:p是延迟观测的顺序;d是时间序列差的阶数;q是移动平均模型的阶数。ARIMA模型构建方法具有迭代性方法，包含4个步骤。在第一步中，需要得到一个平稳的时间序列。如果时间序列不是平稳的，则用第一差分算子应用到时间序列直到时间序列变成静止的。在第二步中，对ARMA模型参数进行了分析数据标识。在第三步中，对选择的参数进行估计采用数值方法进行计算，以求得最小值损失或错误。第四步，对每个测试模型进行诊断检查充足率[10]。

在125个实验中获得了最优结果电力消耗预测的参数值能量为p = 3, d = 1, q = 0。为了计算电力消耗预测，一个Python3.6程序使用keras、scikit-learn、statsmodels编写包含预测实现的库算法使用。算法包括以下步骤:

•数据聚合。在这一步，向下采样电能消耗数据是对每周一个消费样本的价值。因此,一个

得到182个样本的时间序列。

•数据分离。在这一步，数据被分成训练和测试样本的比例为2比1。第一个其中66%的数据或120个样本被纳入训练样本。剩下的34%或62个样品包含在测试样品中。培训和预报是在滑坡的基础上进行的包含消费信息的窗口持续超过24周。窗口台阶是1的一周。

•然后，对于每一种预测方法经过考虑，采取了下列步骤:o设定一个方法或其训练。在这个步骤中,神经网络采用上述方法进行训练得到训练样本。问题的方法,如svm回归和ARIMA，参数设置。

o预测。在这一步，对测试样本进行划分进入测试数据集。然后进行预测在他们。

o错误评估。在这个阶段，数据的估计进行了预测误差分析。两种方法都用来估计误差的大小:平均值绝对百分误差(MAPE)和最大值绝对百分比误差(MaxAPE)。

电力问题中MAPE的最小值基于RBF神经网络和支持向量机的能量预测方法ARIMA方法。这些方法都是平均的预测误差为12%，范围在1到4之间周。基于RBF的支持向量机回归方法是一种有效的方法下颌骨21%，与ARIMA相比有一段时间预测为4周。支持向量机回归方法RBF算法具有较好的功耗精度预测问题。