

基于 EMD-DA-LSSVM 的短期电力负荷预测研究*

徐少波¹, 李鑫¹, 刘海涛¹, 魏丽²

(1. 国网十堰供电公司, 湖北 十堰 442000; 2. 武汉工程大学, 湖北 武汉 430070)

摘要: 针对电力负荷数据的非线性和非平稳性特性, 为提高短期电力负荷预测的精度, 提出一种基于 EMD-DA-LSSVM 的短期用电负荷预测模型。首先, 采用 EMD 分解短期电力负荷数据, 获得互不耦合的 IMF 分量; 其次, 针对各 IMF 分量建立最优参数下的 EMD-DA-LSSVM 短期电力负荷预测模型, 重构得到预测值。通过算法验证分析, 与 LSSVM、DA-LSSVM 和 EMD-LSSVM 相比, EMD-DA-LSSVM 模型具有更高的预测精度, 短期电力负荷预测精度高达 2.203%。

关键词: 最小二乘支持向量机; 短期负荷预测; 参数优化; 经验模态分解; 蜻蜓算法

中图分类号: TN911.72; TP391

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200036

中文引用格式: 徐少波, 李鑫, 刘海涛, 等. 基于 EMD-DA-LSSVM 的短期电力负荷预测研究[J]. 电子技术应用, 2020, 46(11): 96-99, 103.

英文引用格式: Xu Shaobo, Li Xin, Liu Haitao, et al. Study on short term power load forecast using EMD-DA-LSSVM[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(11): 96-99, 103.

Study on short term power load forecast using EMD-DA-LSSVM

Xu Shaobo¹, Li Xin¹, Liu Haitao¹, Wei Li²

(1. State Network Shiyan Power Supply Company, Shiyan 442000, China; 2. Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: Aiming at the nonlinear and non-stationary characteristics of power load data, a short-term power load forecasting model based on EMD-DA-LSSVM is proposed to improve the accuracy of short-term power load forecasting. A short-term power load prediction model EMD-DA-LSSVM is established. Firstly, EMD is used to decompose short-term power load data into uncoupled IMF components. Secondly, the EMD-DA-LSSVM short-term power load prediction model with optimal parameters is established for each IMF component, and the predicted values are obtained. Through the algorithm verification analysis, compared with LSSVM, DA-LSSVM and EMD-LSSVM, the EMD-DA-LSSVM model has higher prediction accuracy, and the short-term power load prediction accuracy is as high as 2.203%.

Key words: least squares support vector machine; short term load forecasting; parameter optimization; empirical modal decomposition; dragonfly algorithm

0 引言

短期电力负荷预测是负荷预测的重要组成部分, 主要分为超短期、短期、中长期和长期预测, 其对经济调度、电力市场交易、调整机组组合以及最优潮流具有重要意义^[1]。短期电力负荷的准确预测对合理地安排发电计划和运行计划有重要作用, 同时能够降低发电成本, 提升电力生产运营的经济性。因此, 如何提升短期负荷预测的精准性, 是受到广泛关注的热点问题, 也是难点问题。

目前, 常用负荷预算方法主要有时间序列法、外推法、回归分析法、极限学习机、人工神经网络法、小波分析法、灰色系统法以及支持向量机等。文献[2]提出一种

基于混沌时间序列的负荷预测方法, 虽然该方法一定程度上有助于提升负荷预测效果, 但是精度还有待提高。文献[3]提出了基于组合灰色模型的全新短期电力负荷预测模型, 结果表明该模型适合呈现指数变化的负荷预测, 对于其他变化类型的负荷预测的预测精度较低。文献[4]提出一种基于 BP 神经网络的短期负荷预测方法, 该方法存在训练时间过长的缺点, 由于气象因素的影响导致负荷预测精度较低。文献[5]提出一种基于网格搜索优化支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的短期负荷预测模型, 该方法具有较好的预测效果, 但是会耗费大量时间, 实时性较差。为了进一步优化最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)的性能, 文献[6]融合模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)和 LSSVM 模型, 运用 SA 算法优化 LSSVM 模型的惩

* 基金项目: 湖北技能型人才培养研究中心重点项目(2018JZ305)

计算机技术与应用 Computer Technology and Its Applications

罚参数 C 和核参数 g , 提出一种基于 SA-LSSVM 的短期电力负荷预测方法, 从而提高了负荷预测的精度。

本文考虑电力负荷数据的非线性和非平稳性, 建立了基于 EMD-DA-LSSVM 的用电负荷预测模型。首先, 采用 EMD 分解短期电力负荷数据, 获得互不耦合的 IMF 分量; 其次, 针对各 IMF 分量建立最优参数下的 EMD-DA-LSSVM 短期电力负荷预测模型, 重构得到预测值。通过算法验证分析, 与 LSSVM、DA-LSSVM 和 EMD-LSSVM 相比, EMD-DA-LSSVM 模型具有更高的预测精度, 短期电力负荷预测精度高达 2.203%, 从而说明 EMD-DA-LSSVM 进行短期电力负荷预测的有效性和可行性。

1 蜻蜓算法

蜻蜓算法^[7](Dragonfly Algorithm, DA)是基于蜻蜓觅食行为规律而建立的仿生算法。DA 算法对蜻蜓的结对行为、避撞行为、觅食行为、聚集行为和避敌行为等主要行为进行寻优, 具体描述如下^[8-9]:

避撞行为位置 S_i 和结对行为位置 A_i 的更新数学公式为:

$$S_i = - \sum_{j=1}^N X - X_j \quad (1)$$

$$A_i = \frac{- \sum_{j=1}^N V_j}{N} \quad (2)$$

式中, N 表示相邻蜻蜓的数量, V_j 表示第 j 个邻近蜻蜓的速度, X 表示当前蜻蜓个体所在的位置, X_j 为第 j 个邻近蜻蜓个体位置。

聚集行为位置 C_i 、觅食行为位置 F_i 和避敌行为位置 E_i 的更新数学公式为:

$$C_i = \frac{- \sum_{j=1}^N X_j}{N} - X \quad (3)$$

$$F_i = X^+ - X \quad (4)$$

$$E_i = X^- + X \quad (5)$$

式中, X^+ 为当前最优解(食物源位置), X^- 为天敌位置(当前最差解)。综合考虑蜻蜓的 5 种行为, 个体的步长向量更新模型表示为^[10]:

$$\Delta X_{t+1} = (sS_i + aA_i + cC_i + fF_i + eE_i) + p\Delta X_t \quad (6)$$

式中, s 、 a 、 c 、 f 、 e 分别表示蜻蜓结对行为、避撞行为、觅食行为、聚集行为和避敌行为的权重, p 为蜻蜓的惯性权重, t 代表目前的迭代次数。

蜻蜓位置更新策略为:

$$X_{t+1} = X_t + \Delta X_{t+1} \quad (7)$$

2 最小二乘支持向量机

对于数据样本 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^m$, 其中, x_i 和 y_i 分别为输入向量和输出向量, m 为样本数量。数据样本通过非线性函数 φ 映射到低维空间并进行回归, 回归模型为^[11]:

$$f(x) = w \cdot \varphi(x) + b \quad (8)$$

根据式(8), LSSVM 的目标优化函数和约束条件分别如式(9)和式(10)所示:

$$\min J(w, e) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l e_i^2 \quad (9)$$

$$\text{s.t. } y_i = w \cdot \varphi(x_i) + b + e_i, i = 1, 2, \dots, l \quad (10)$$

其中, w 、 e_i 、 C 和 b 分别为权值、误差、惩罚参数和偏置量。将拉格朗日乘子 α_i 引入式(9)和式(10)构造出拉格朗日函数 L ^[12]:

$$L(w, b, e, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l e_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (w \cdot \varphi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (11)$$

根据 KKT 条件, 对式(11)进行求偏导处理:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = C e_i, i = 1, 2, \dots, l \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow w \cdot \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (12)$$

消去 w 和 e 可得:

$$\begin{bmatrix} 0 \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & Q^T \\ Q & K + C^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T$, $Q = [1, 1, \dots, 1]^T$, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$, I 为单位矩阵。根据 Mercer 条件, 本文核函数为^[13]:

$$K(x, x_i) = e^{-\|x - x_i\|^2 / 2g^2} \quad (14)$$

综合式(13)和式(14)可估计 LSSVM 的非线性函数为:

$$y = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (15)$$

3 短期电力负荷预测模型

3.1 经验模态分解

经验模态分解(Empirical Modal Decomposition, EMD)是一种特别适合处理非稳定性和非线性信号的自适应分解方法^[14], 可以将信号 $\text{sig}(t)$ 分解成一系列的 IMF (Intrinsic Mode Function, IMF) 分量和剩余分量, 其分解结果如下:

$$\text{sig}(t) = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i(t) + r(t) \quad (16)$$

式中, n 为 IMF 分量的个数, IMF_i 为第 i 个 IMF 分量, $r(t)$ 为剩余分量。

3.2 EMD-DA-LSSVM 预测模型

LSSVM 模型性能受惩罚参数 C 和核参数 g 的影响, 为获取更高性能的预测效果, 将 DA 算法引入 LSSVM 模型进行参数优化, 用于提高学习速度和学习能力, 本文选择均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为适应度函数, 其公式为:

$$f_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{\text{NN}} \sum_{i=1}^{\text{NN}} (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (17)$$

式中, f_{RMSE} 为适应度函数, NN 为训练样本的个数, y_i 、 \hat{y}_i 分别为实际值和预测值。

EMD-DA-LSSVM 预测算法步骤如下:

(1) 将某地区的历史短期电力负荷数据进行 EMD 分解, 分成若干个互不耦合的 IMF 分量;

(2) 归一化处理若干个互不耦合的 IMF 分量;

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (18)$$

式中, x' 和 x 分别表示归一化后数据和负荷的原始数据, x_{\max} 和 x_{\min} 分别表示最大负荷和最小负荷。

(3) 将每个负荷数据的 IMF 分量分为训练样本和测试样本;

(4) 初始化 DA 算法: 设定种群规模 popsize、最大迭代次数 T 、变量维数 $\text{dim}=2$ 、惩罚参数 $C \in [C_{\min}, C_{\max}]$ 、核参数 $g \in [g_{\min}, g_{\max}]$;

(5) 初始化 DA 算法蜻蜓个体的步长 ΔX 和初始位置 X ;

(6) 令当前迭代次数 $t=1$, 将每个 IMF 分量的训练样本输入 LSSVM 模型, 按照式(17)能够计算出蜻蜓的适应度, 排序并记录最优解;

(7) 更新当前最优解 X^+ 和当前最差解 X^- , s 、 a 、 c 、 f 以及惯性权重 p ;

(8) 按照式(1)~式(5), 完成 s 、 a 、 c 、 e 和 f 权重的更新;

(9) 按照式(6)、式(7)完成 DA 算法蜻蜓步长向量和群体的位置向量的更新;

(10) 如果迭代次数 $t > T$, 那么保存最优惩罚参数 C^* 和核参数 g^* ; 反之, $t=t+1$, 返回步骤(6);

(11) 将 C^* 和 g^* 代入 LSSVM 模型, 运用测试样本预测;

(12) 重构各 IMF 分量预测结果, 获取最终负荷预测结果。

基于 EMD-DA-LSSVM 短期电力负荷预测流程如图 1 所示。

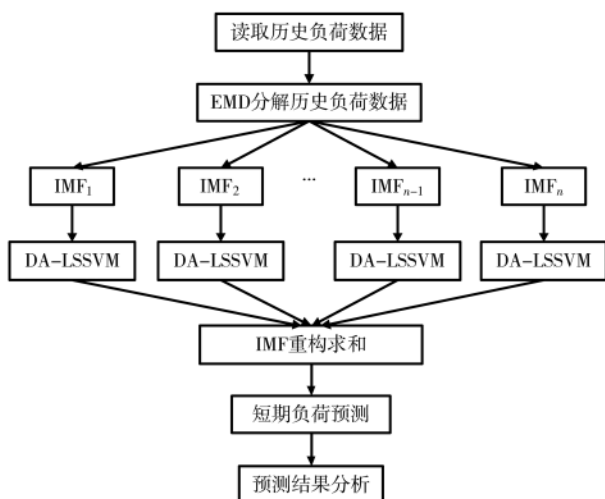


图 1 基于 EMD-DA-LSSVM 负荷预测流程图

4 算例分析

4.1 数据来源

为验证本文算法进行短期负荷预测的有效性, 选择某地区 2019 年 5 月 1 日~2019 年 5 月 31 日的历史负荷数据为研究对象, 负荷采样间隔为 30 min, 31 天一共 1 488 负荷数据点, 原始负荷数据如图 2 所示。运用 EMD 对原始负荷数据进行分解, 分解结果如图 3 所示。

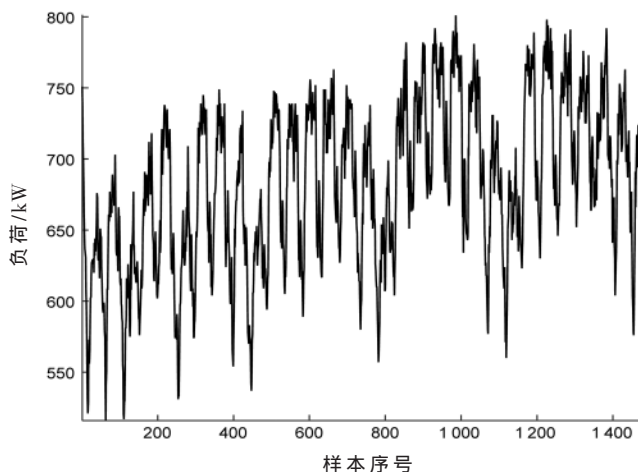


图 2 历史负荷数据图

4.2 评价指标

本文选择均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)衡量负荷预测模型的性能^[15-17]。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\text{NN}} \sum_{i=1}^{\text{NN}} (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (19)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{\text{NN}} \sum_{i=1}^{\text{NN}} \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (20)$$

式中, y_i 、 \hat{y}_i 分别为实际值和预测值, NN 为样本数量。

4.3 结果分析

将 1 488 组数据划分为训练样本和测试样本, 其中前 30 天负荷数据, 一共 1 440 组当作训练样本。将最后一天的 48 组负荷数据作为测试样本, 验证本文提出的短期电力负荷预测模型的效果。假设 DA 算法的种群规模为 10, DA 算法的最大迭代次数为 100, 为说明 EMD-DA-LSSVM 模型的效果, 将其与 LSSVM、DA-LSSVM 和 EMD-LSSVM 进行比较, 比较结果如图 4 和表 1 所示。

由图 4 和表 1 不同负荷预测模型预测结果对比可知, 从评价指标 RMSE 和 MAPE 来看, EMD-DA-LSSVM 负荷模型具有最高精度, 分别为 3.194 和 2.203%, 优于 DA-LSSVM、EMD-LSSVM 和 LSSVM 模型。DA-LSSVM 模型的预测精度优于 EMD-LSSVM 和 LSSVM, 主要因为 DA 算法对 LSSVM 模型的惩罚参数和核参数进行了优化选择, 有效提高了预测精度。通过与 DA-LSSVM、EMD-LSSVM 和 LSSVM 模型对比, 验证了本文算法的有效性。

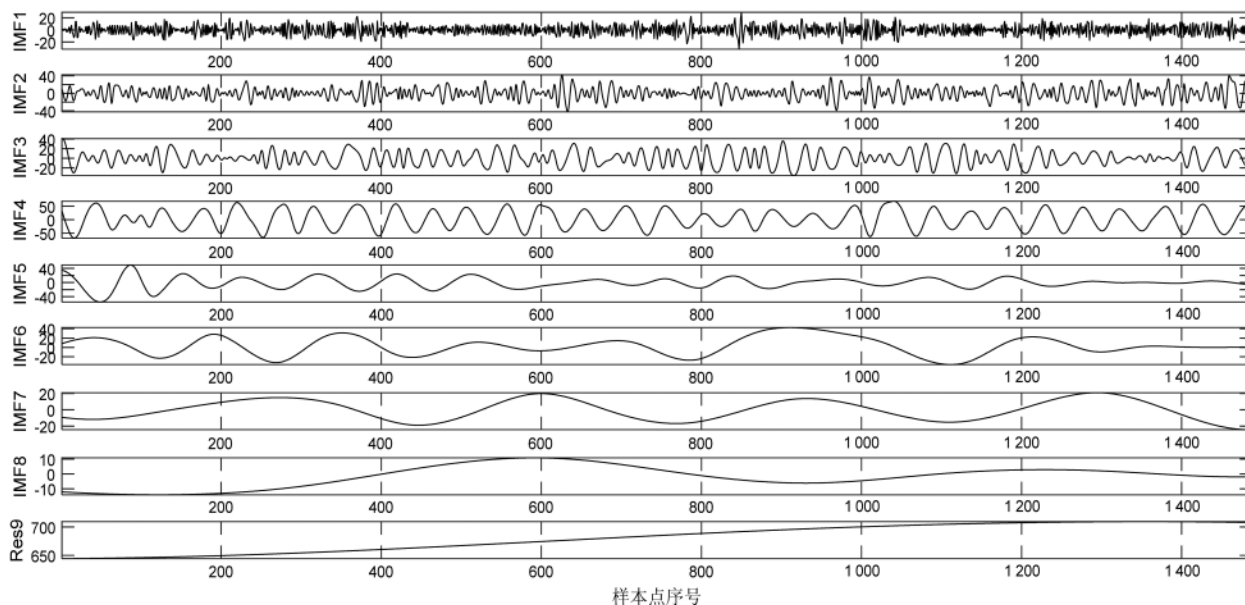


图3 EMD分解结果

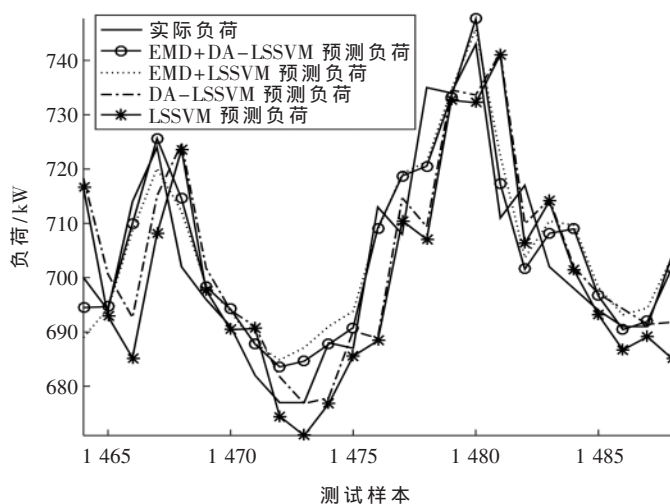


图4 不同负荷预测模型预测对比图

表1 预测结果对比

负荷预测模型	RMSE	MAPE/%
EMD-DA-LSSVM	3.194	2.203
DA-LSSVM	4.834	3.048
EMD-LSSVM	6.642	3.819
LSSVM	8.226	7.307

和可行性,为短期电力负荷预测提供了新的方法。

5 结论

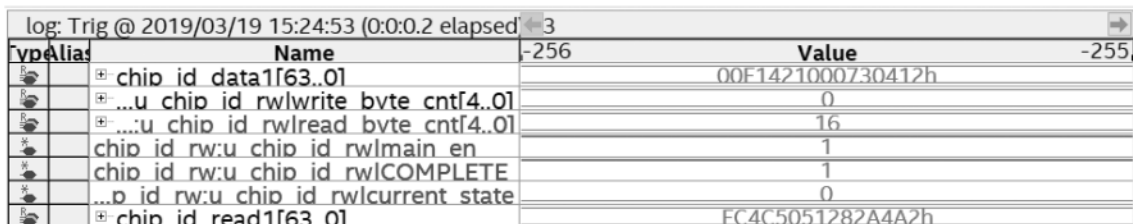
针对电力负荷数据的非线性和非平稳性特性,为提高短期电力负荷预测的精度,本文提出了一种基于EMD-DA-LSSVM的用电负荷预测模型。首先,采用EMD分解短期电力负荷数据,获得互不耦合的IMF分量;其次,针对各IMF分量建立最优参数下的EMD-DA-LSSVM短期电力负荷预测模型,重构得到预测值。通过算法验

证分析,与LSSVM、DA-LSSVM和EMD-LSSVM相比,EMD-DA-LSSVM模型具有更高的预测精度,短期电力负荷预测精度高达2.203%,从而说明EMD-DA-LSSVM进行短期电力负荷预测的有效性和可行性,为短期电力负荷预测提供了新的方法。

参考文献

- [1] 范新桥,朱永利,尹金良.基于经验模态分解和基因表达式程序设计的电力系统短期负荷预测[J].电力系统保护与控制,2011,39(3):46-51.
- [2] 张步涵,刘小华,万建平,等.基于混沌时间序列的负荷预测及其关键问题分析[J].电网技术,2004,28(7):32-49.
- [3] 李伟,韩力.组合灰色预测模型在电力负荷预测中的应用[J].重庆大学学报,2004,27(1):36-39.
- [4] 熊永胜.基于BP神经网络的电力系统短期负荷预测[J].成都大学学报,2012,31(2):167-169.
- [5] 刘泉,牛国成,胡冬梅.LS-SVM在城市供热系统热负荷预测中的应用研究[J].长春理工大学学报(自然科学版),2015,38(6):133-135.
- [6] 朱兴统.基于SA-LSSVM的电力短期负荷预测[J].科学技术与工程,2012,12(24):6171-6174.
- [7] MIRJALILI S.Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems[J].Neural Computing & Applications, 2016, 27(4): 1053-1073.
- [8] VEERAMSETTY V, VENKAIAH C, KUMAR D M V. Hybrid genetic dragonfly algorithm based optimal power flow for computing LMP at DG buses for reliability improvement[J]. Energy Systems, 2018, 9(3): 709-757.

(下转第103页)



yp Alias	Name	Value
	chip_id_data1f63..01	00F1421000730412h
	...u chip_id_rwlwrite byte cntf4..01	0
	...u chip_id_rwlread byte cntf4..01	16
	chip_id_rw:u chip_id_rwlmain en	1
	chip_id_rw:u chip_id_rwlCOMPLETE	1
	...p id_rw:u chip_id_rwlcurrent state	0
	chip_id_read1f63..01	FC4C5051282A4A2h

图 11 结果验证图

比较可以看出,加密逻辑规模较小,加入后没有对 FPGA 性能造成太大影响。

上电后,系统首先读出写入 EEPROM 中的匹配值,即图 11 中 chip_id_read1;然后调用 IP 核读出芯片 CHIP ID 值,即图中 chip_id_data1;chip_id_data1 经过加密算法运算后得到加密值,将此值与匹配值进行对比得到一个校验值,即 main_en,为 1 表示校验通过,FPGA 正常工作。从图中可以看出,上电后加密逻辑工作正常,起到保护 FPGA 的作用。

4 结论

本文介绍了一种使用 CHIP ID 进行 FPGA 加密的方法,并重点介绍了实现过程。该方法能很好地适用于满足硬件条件的工程,具有较强的实用性。使用双工程的设计使得整套工程移植起来十分方便,同时加入加密功能后对逻辑资源占用较少,不影响 FPGA 的正常工作。还可以根据项目需要加入不同安全性能的加密算法,使整个项目安全性更高。

参考文献

- [1] 马群刚,杨银堂,李跃进,等.基于 LUT 的 SRAM-FPGA 结构研究[J].电子器件,2003(1):10-14.
- [2] 杨海钢,孙嘉斌,王慰.FPGA 器件设计技术发展综述[J].电子与信息学报,2010,32(3):714-727.

- [3] 蒲恺,徐文杰,李大鹏,等.基于 FPGA 的知识产权保护方法研究及实现[J].电子技术,2013,40(4):12-15.
- [4] 王沁,孙富明,李磊,等.FPGA 设计安全性综述[J].小型微型计算机系统,2010,31(7):1333-1337.
- [5] 刘宇,徐东明,王艳,等.基于 1-Wire 总线的 DS28E01 加密芯片原理研究及其在 FPGA 加密系统中的应用[J].电子产品世界,2014,21(Z1):47-49.
- [6] 杨春林,张春雷,高山,等.基于 DS28E01 的 FPGA 加密认证系统的设计[J].微计算机信息,2009,25(23):129-130,215.
- [7] 赵勇,孟李林,李小龙.Cyclone IV 系列 FPGA 的配置方式及其工程应用[J].微型机与应用,2013,32(19):25-28.
- [8] 李鹏,兰巨龙.用 CPLD 和 Flash 实现 FPGA 配置[J].电子技术应用,2006(6):101-103.
- [9] 关珊珊,周洁敏.基于 Xilinx FPGA 的 SPI Flash 控制器设计与验证[J].电子器件,2012,35(2):216-220.

(收稿日期:2020-05-26)

作者简介:

陈小宇(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向:嵌入式系统与应用、信号与信息处理、高速信号采集。

叶佳栋(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:嵌入式系统与应用。

(上接第 99 页)

- [9] 傅军栋,陈俐,康水华,等.基于蜻蜓算法和支持向量机的变压器故障诊断[J].华东交通大学学报,2016,33(4):103-112.
- [10] 吴伟民,吴汪洋,林志毅,等.基于增强个体信息交流的蜻蜓算法[J].计算机工程与应用,2017(4):10-14.
- [11] 龙文,梁昔明,龙祖强,等.基于改进蚁群算法优化参数的 LSSVM 短期负荷预测[J].中南大学学报(自然科学版),2011,42(11):3408-3414.
- [12] 杨冰芳,薛琢成.考虑噪声数据的 FCM-LSSVM 负荷预测模型[J].电力科学与工程,2017(11):12-17.
- [13] 公政,姜文,王来河,等.基于 BA-LSSVM 的短期电力负荷预测研究[J].电子质量,2017(3):1-4.
- [14] 龙金莲,卢家暄,张玉分,等.基于 GMDH-PSO-LSSVM 中长期电力负荷预测[J].贵州大学学报(自然版),2017,

34(6):49-53.

- [15] 郝晓弘,刘鹏娟,汪宁渤.混沌优化 PSO-LSSVM 算法的短期负荷预测[J].兰州理工大学学报,2019(1):85-90.
- [16] 孔祥玉,李闯,郑锋,等.基于经验模态分解与特征相关分析的短期负荷预测方法[J].电力系统自动化,2019,43(5):75-85.
- [17] 司刚全,李水旺,石建全,等.采用改进果蝇优化算法的最小二乘支持向量机参数优化方法[J].西安交通大学学报,2017,51(6):14-19.

(收稿日期:2020-01-13)

作者简介:

徐少波(1972-),男,本科,工程师,主要研究方向:电子技术应用。

李鑫(1988-),男,本科,工程师,主要研究方向:配网运行。

刘海涛(1984-),男,本科,助理工程师,主要研究方向:配网检修。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所