宏观经济指标上不断发展的能源需求估算模型

Evolving Energy Demand Estimation Models over Macroeconomic Indicators

Nuno Lourenço
University of Coimbra, CISUC, DEI
Coimbra, Portugal
naml@dei.uc.pt

J. Manuel Colmenar
Universidad Rey Juan Carlos
Móstoles, Spain
josemanuel.colmenar@urjc.es

J. Ignacio Hidalgo
Universidad Complutense de Madrid
Madrid, Spain
hidalgo@dacya.ucm.es

Sancho Salcedo-Sanz
Universidad de Alcalá
Alcalá de Henares, Spain
sancho.salcedo@uah.es

ABSTRACT

Energy is essential for all countries, since it is in the core of social and eco...

【摘要】能源对于所有国家都是必不可少的，因为它处于社会和经济发展的核心。自工业革命以来，对能源的需求成倍增加。预计到2030年，世界能源消耗量将增加50%[17]。因此，管理能源需求至关重要。开发用于建模和准确预测能源需求的工具对政策制定者非常重要。在本文中，我们建议使用结构化语法演化 (Structured Grammatical Evolution, SGE) 算法来发展能源需求模型，宏观经济指标。拟议的SGE与差动演化方法混合在一起，以获得能够更好地满足实际能源需求的演化模型参数。我们已经在西班牙的总能源需求估计问题中测试了该方法的性能，在该问题中，我们证明了SGE能够在一年的时间范围内生成极其准确和可靠的能源预测模型。

the SGE is able to generate extremely accurate and robust models for the energy prediction within one year time-horizon.

CCS CONCEPTS

CCS概念
• 计算方法→人工智能；模型开发和分析；
• 计算理论→算法设计技术；

KEYWORDS

【关键词】
语法进化，结构化语法进化，性能

ACM Reference Format:
Nuno Lourenço, J. Manuel Colmenar, J. Ignacio Hidalgo, and Sancho Salcedo-Sanz. 2020. Evolving Energy Demand Estimation Models over Macroeconomic Indicators. In *Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO '20), July 8–12, 2020, CancÃžn, Mexico.* ACM, New York, NY, USA, 7 pages. https://doi.org/10.1145/3377930.3390153

GECCO '20, July 8–12, 2020, CancÃžn, Mexico

ACM ISBN 978-1-4503-7128-5/20/07…$15.00
https://doi.org/10.1145/3377930.3390153

1 INTRODUCTION

1.引言

基于宏观经济变量估算一个国家的总能源需求是决策者的一个重要问题[17]，对经济，环境和社会都有重大影响。 众所周知，能源需求是一个国家增长的重要经济指标之一[13]，因为已经证明在经济危机期间能源需求会减少。 相反，在一国健康的经济行为时期，对能源的需求猛增[7]，这主要是由诸如工业和建筑业等能源需求部门推动的[1]。

demanding sectors such as industry and construction [1].

Usually, the energy demand estimation problem has been tackled using one year-ahead prediction time horizon, though other

通常，能源需求估算问题已使用一年前的预测时间范围来解决，尽管其他更长期的范围估算也是可能的。文献中有很多有关此问题的先前工作：处理宏观经济指标中的能源需求的第一项工作是[1]，其中提出了一种遗传算法（GA）来获取能源的指数预测模型的参数。土耳其的需求。在该问题的不同版本中也有涉及粒子群优化（PSO）的工作，例如土耳其的能源需求[18]或电力需求估算的[6]。在[19-21]中提出了包含PSO和GA的混合算法，用于中国的能源需求估算问题。在[5]中，神经网络被用来解决韩国的总能源需求估算问题。文献[3]提出了一种基于神经网络的希腊能源需求估算方法。最近，在[14]中，针对西班牙的能源需求估计问题，提出了一种具有特征选择的和谐搜索方法，在[15]中，采用了可变邻域搜索（VNS）方法来解决该问题，在[2]中，提出了一种基于语法进化（GE）方法和差分进化（DE）算法的能源需求估计新模型。在本文之后，在[11]中也将一种语法群算法（GS）与DE进行了混合，从而改进了先前工作的结果。

(VNS) approach was employed for solving this problem, also comparing the results with that of an Extreme Learning Machine (ELM). In [2] new models for energy demand estimation were proposed based on a Grammatical Evolution (GE) approach combined with a Differential Evolution (DE) algorithm. After this paper, a Grammatical Swarm (GS) method was also hybridized with DE in [11], improving

在本文中，我们提出了一种与DE混合的结构化语法进化算法（SGE），以解决西班牙的能源需求估算问题。 具体而言，SGE模块针对能源需求提出了不同的模型，而DE根据问题的实际数据（能源需求和输入的宏观经济变量）优化了这些模型的参数。 与GE相比，SGE的主要优势是减少了个人代表的冗余，以及解决方案空间中局部性的增加[10]。 这些特性使SGE在解决方案的探索上比GE [8]更有效，更健壮，能够获得比GS提案更好的结果。

main advantage of SGE in relation to GE is the reduction of the redundancy in the representation of individuals, as well as the increasing of the locality in the space of solutions [10]. These features make SGE more effective and robust in the exploration of solutions than GE [8], being able to obtain even better results than the GS proposal.

The rest of this paper is structured as follows: Section 2 describes

本文的其余部分结构如下：第2节描述了拟议的SGE如何能够生成有效的能源需求估算模型。第三部分显示了SGE语法和DE的特定适应性，DE旨在从宏观经济指标中获得能源需求的最终估计。第4节介绍了本文的实验集，其中涉及了西班牙的宏观经济数据和能源需求估计。最后，第5节通过对所做工作作一些总结性总结来结束本文。

the work carried out.

2 MODEL GENERATION WITH SGE

2.用SGE生成模型

结构化语法演化（SGE）[9,10]是GE最近提出的一种变体，它解决了其一些主要缺点。SGE的主要特征是它在每个基因与语法的非末端符号之间使用一对一的映射。基因型的这种排列确保当一个基因发生变化时，它不会影响其他非末端的衍生选择，从而限制了可在表型水平（即衍生树）上发生的修饰。这样，我们可以增加表示的局部性。此外，每个列表内的值均受相应非终端扩展选项的数量限制。因此，不需要模运算符，这减少了它带来的冗余。

corresponding non-terminal. Consequently, the modulus operator is not needed, which decreases the redundancy introduced by it.

Differential Evolution (DE) is an evolutionary algorithm, pre-

差分进化（Diffenrential Evolution, DE）是一种进化算法，在[16]中提出，已被证明在参数优化中非常有用[12]。人口个体被表示为实数向量。因此，可以进行直接解码，使向量的每个元素对应于优化元素的参数。

因此，提出的模型生成遵循与文献[2]中相同的思想，其中GE算法与DE元启发式算法混合以产生新的能源需求模型。在这种情况下，将SGE与DE结合使用以生成针对能源需求的优化模型。

energy demand.

As shown in Figure 1, the main process receives a set of parame-

如图1所示，主过程接收SGE和DE算法的一组参数，这些参数由世代数，种群大小等组成，这将在本文后面详细介绍。在每一代中，SGE过程都在语法定义的指导下生成大量参数化模型。这些模型由DE流程获取，DE流程针对每个模型解析给定的表达式，并根据模型中包含的不同参数的数量自动配置变量的数量。

in the model.

For example, a population of 3 parameterized models could be the following: 例如，下面是3个参数化模型的总体：

$$w_1 \times x_1 + (x_2 \times w_2) - x_3$$
$$w_0 + (w_1/x_1) + (w_3 \times x_3)$$
$$w_0 - (w_1/x_1) + (x_2 \times w_2) - w_3 \times x_3$$

In this toy example the parameters are represented by the w_i

在此玩具示例中，参数由wi元素表示，变量由xi元素表示。如图所示，前两个模型具有3个参数和2个变量，而第三个模型具有4个参数和3个变量。

然后，针对每个模型运行DE过程，同时考虑到训练数据，并为每个模型获得最佳参数值。因此，返回模型的适应度值（图1中的f1，f2，…，fN）以继续SGE的演化过程。最后，最佳模型及其对应的参数值由混合算法返回。

从图中可以推断出，这是模型生成的通用过程，可以通过选择适当的语法和训练数据来适应任何不同的上下文。此外，必须同时调整SGE和DE过程的参数值。在下一节中，我们将描述该通用过程如何适应能量预测方案。

generic process has been adapted to the energy prediction scenario.

3 ENERGY PREDICTION

3.能源预测

如上一节所述，能量预测的过程主要取决于SGE的语法（负责查找模型的结构）和训练数据，这将使DE获得最佳的参数配置。

在这项工作中，我们将针对经典GE方法定义的[11]中提出的语法适应了SGE的特殊情况。更准确地说，我们将图2所示的语法用于实验经验。可以看出，文法由对应于起始符号（<start>），两个非终结符号（<recExpr>和<expr>）和三个终结符号（<param>，<var>和<op>）。

The grammar does not strictly fix the structure of the model, because the <recExpr> element allows the extension of the mathe-

语法没有严格固定模型的结构，因为<recExpr>元素允许扩展数学表达式。此外，算术运算符没有限制。因此，该语法的目的是让SGE算法选择最佳的模型结构，即选择并操作那些对目标值模型有更好贡献的变量。但是，语法强制每个变量始终至少使用一个参数来操作。这样，将通过DE算法调整所选变量中每个变量的权重，并对每个候选模型执行强化过程。

algorithm, performing an intensification process for each candidate model.

Since the grammar has six derivation rules, each SGE individual

由于语法具有六个派生规则，因此每个SGE个人将具有六个基因，这些基因将链接到特定的符号。为了计算每个基因内列表的长度，该算法将计算每个元素的最大衍生选项。表1给出了一个使用图2语法创建的个体的基因型示例，以及如何将其衍生为能源需求估算的预测模型。从表中可以看出，标记为“Integers”（左整数）的列显示了六个整数列表，它们是基因，其顺序与语法的导出规则相同。因此，第一个基因对应于<start>符号，并且假定仅具有一个生产规则，则用第二行中的w [0] <op> <recExpr>表达式替换该基因的值进行处理。然后，必须对<op>符号进行解码。对应的基因是第六个基因，因为该符号由语法中的规则VI解码。从表中可以看出，用于解码的值为0，它将<op>符号转换为a +。解码过程将继续进行，直到处理完所有非终结符，然后返回表最后一行中显示的表达式。

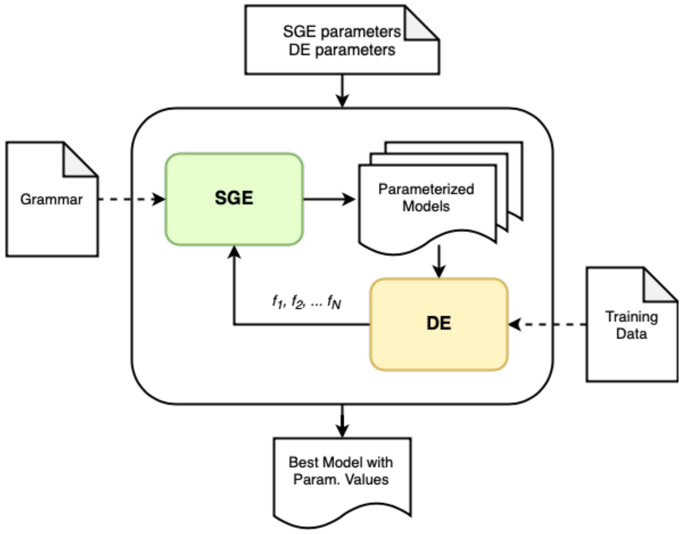

Figure 1: Flow diagram with the algorithmic SGE+DE process.

```
(I)   <start>   ::= w[0] <op> <recExpr>

(II)  <recExpr> ::= <expr> | <expr> <op> <recExpr>

(III) <expr>    ::= <param> <op> <var> |
                    <param> <op> (<var>)**(<param
                        >) |
                    exp(abs(<param> <op> <var>)) |
                    log(abs(<param> <op> <var>))

(IV)  <param>   ::= w[1]|w[2]|w[3]|w[4]|w[5]|w[6]|
    w[7]|w[8]|
                    w[9]|w[10]|w[11]|w[12]|w[13]|w
                        [14]

(V)   <var>     ::= x[1]|x[2]|x[3]|x[4]|x[5]|x[6]|
    x[7]|x[8]|
                    x[9]|x[10]|x[11]|x[12]|x[13]|x
                        [14]

(VI)  <op>      ::= +|-|*
```

Figure 2: Grammar used for SGE experiments, adapted from [11].

into a +. The decoding process continues till all the non-terminals are processed, returning the expression that is shown in the last row of the table.

4 EXPERIMENTAL RESULTS

4.实验结果

在本节中，我们将展示所提出算法产生模型的能力，该模型使用宏观经济输入来预测西班牙的能源需求，预测时间为一年。

Table 1: Mapping procedure that converts an individual (first

表1：使用SGE将单个（第一行，右列）转换为多项式表达式的映射过程。 每行表示使用图2中语法的派生步骤。每个基因都有分别扩展<start>，<recExpr>，<expr>，<param>，<var>和<op>所需的整数列表。 改编自[9]。

Derivation step	Integers left
<start>	[[0], [1, 0], [0, 0], [8, 5], [11, 4], [0, 2, 1, 2]]
w[0]<op><recExpr>	[[], [1, 0], [0, 0], [8, 5], [11, 4], [0, 2, 1, 2]]
w[0]+<recExpr>	[[], [1, 0], [0, 0], [8, 5], [11, 4], [2, 1, 2]]
w[0]+<expr><op><recExpr>	[[], [0], [0], [8, 5], [11, 4], [2, 1, 2]]
w[0]+<param><op><var><op><recExpr>	[[], [0], [0], [8, 5], [11, 4], [2, 1, 2]]
$w[0] + w[10]$<op><var><op><recExpr>	[[], [0], [0], [5], [11, 4], [2, 1, 2]]
$w[0] + w[10]*$<var><op><recExpr>	[[], [0], [0], [5], [11, 4], [1, 2]]
$w[0] + w[10] * x[13]$<op><recExpr>	[[], [0], [0], [5], [4], [1, 2]]
$w[0] + w[10] * x[13]-$<expr>	[[], [], [0], [5], [4], [, , 2]]
$w[0] + w[10] * x[13]-$<param><op><var>	[[], [], [], [5], [4], [2]]
$w[0] + w[10] * x[13] - w[6]$<op><var>	[[], [], [], [], [4], [2]]
$w[0] + w[10] * x[13] - w[6]*$<var>	[[], [], [], [], [4], []]
$w[0] + w[10] * x[13] - w[6] * x[5]$	[[], [], [], [], [], []]

4.1 Setup

4.1设置

为了进行公平的比较，我们尽可能使用文献中描述的相同数值参数[11]。 对于SGE算法，我们定义了50个个体的种群，这些种群在40代中进行了评估。 我们允许10%的最佳个人不受任何影响地生存下来，并直接传递给下一代。 应用变异算子的概率对于重组为0.65，对于变异为0.02。 关于与基因型表示相关的参数，我们有一个基因型，允许深度在5到17之间变化的派生树。另一方面，在DE方法的配置中，我们使用了75个个体的种群，这些种群在 100代。 对于变异算子的比率，我们使用0.8803进行交叉，使用0.4717进行突变[2]。

每个算法执行30次，以便进行统计分析。 表2总结了每种算法的参数。

cal analysis. Table 2 summarises the parameters of each algorithm.

Table 2: Parameters used in the experimental analysis for each method.

Parameter	Value
GE	
Number of runs	30
Population Size	50
Generations	40
Selection Method	Tournament with size 3
Elitism	10%
Crossover Rate	0.65
Mutation Rate	0.02
Initialisation	Random
Min. Initialisation Depth	5
Max. Initialisation Depth	6
Max. Tree Depth	17
DE	
Population Size	75
Generations	100
DE Strategy	best1bin
Crossover Rate (CR)	0.8803
Mutation Rate (Differential Weight)	0.4717

The evolutionary process is guided by the minimization of the sum of … predic- tions by … lenoted as SAE, … points, $\hat{y}_i$ is the … e value for sample i.

进化过程的指导是将原始数据和预测模型之间的绝对误差之和最小化。 表示为SAE的适合度函数在等式（1）中定义，其中T是数据点的数量，yi_hat是样本i的预测值，yi是样本i的参考值。

$$\mathrm{SAE} = \sum_{i=1}^{T}(|\hat{y}_i - y_i|) \tag{1}$$

4.2 Dataset for Energy Demand Estimation

The dat… data of Spain, a… onomic variable…

4.2能源需求估算数据集

我们的实验所用的数据集对应于西班牙的真实数据，由以下14个宏观经济变量组成：

(1) Gross Domestic Product (€)
(2) Population
(3) Exports (€)
(4) Imports (€)
(5) Energy production (kTOE)
(6) Electricity power transport (kWh)
(7) Electricity production (kWh)
(8) GDP per unit of energy use (e per kTOE)
(9) Energy imports net (% use)
(10) Fossil fuel consumption (% total)
(11) Electric power consumption (kWh)
(12) CO2 emissions (Mton)
(13) Unemployment rate
(14) Diesel consumption in road (kTOE)

All the variables have been gathered between the years of 1980 and 2011 … ing and one f… 15 years: 1983, … 04, 2007, 2009, 2010, 2011. The test set is composed by the following 16 years: 1982, 1984, 1986, 1989, 1992, 1994, 1996, 1997, 1998, 2000, 2001, 2003, 2005, 2006, 2008. All the data was standardised acording the to min and max values.

在1980年至2011年之间收集了所有变量。数据集分为两部分，一部分用于训练，一部分用于测试。 训练集由以下15年组成：1983、1985、1987、1988、1990、1991、1993、1995、1999、2002、2004、2007、2009、2010、2011。测试集由以下16个组成 年：1982年，1984年，1986年，1989年，1992年，1994年，1996年，1997年，1998年，2000年，2001年，2003年，2005年，2006年，2008年。所有数据均根据最小值和最大值进行了标准化。

4.3 Training Results

The ex… he ability of the … ccurately predict… efore, we consid… between the obs… lying the models… receives as inpu… timation of ener… terms of mean best fitness (MBF) averaged over 30 runs.

4.3训练结果

本节中的实验旨在深入了解SGE + DE算法开发能够准确预测给定年份所需能量的模型的能力。 如前所述，我们考虑将观测数据与通过应用在搜索过程中获得的模型得出的预测之间的绝对误差之和最小。 每个模型都将输入在t年观察到的特征作为输入，并返回t + 1年的能量估计值。 结果以30次跑步的平均最佳适应度（MBF）表示。

Figure 3 shows the evolution of MBF across the 40 generations, averaging the 30 runs. An overview of the results shows that the error of… re search process… possible to see a… ns. After this poi… rate. The evolved… assigned to the o… hat if we extende… ations, it would b…

图3显示了MBF在40代中的演变，平均30次运行。结果概述表明，在整个搜索过程中，演化模型的误差稳步减小。观察该方法的性能，可以看到前15代中误差急剧下降。此后，误差继续减小，但速度变慢。进化的方法在分配给优化的时间内没有达到平均误差为0，但是适应度的趋势表明，如果我们将进化过程再扩展几代，则足以达到误差为0的解。

In T… e energy demand… see that the MB… standard deviati… t tells us that SGE … demand of energy, but also that the method is robust, in the sense that, for different runs, the models have very similar predictions.

在表3中，我们可以看到训练数据中获得的能源需求预测的运行摘要。我们可以看到MBF接近于零，更重要的是，标准偏差非常小。这是一个重要的结果，因为它告诉我们SGE正在演变中的模型可以准确地预测能源需求，而且该方法具有鲁棒性，因为对于不同的运行，模型具有非常相似的预测。

Table 3: Best and mean best fitness results of the energy prediction e… . Values closer to …

能力3：西班牙训练数据集的能量预测估计值的最佳和均值最佳拟合结果。 接近零的值更好。

Training	
Best Fitness	Mean Best Fitness
0.09	0.20 (± 0.09)

Finally, the best model evolved is presented in Eq. (2). The $x_{1,\cdots,14}$ … les defined ab… urther optimis… del for the trai… value is prese… nds to the obs… t data. As one … There is however a small difference between 2004 and 2007 where the evolved model underestimates the demand of energy.

最后，公式(2)给出了演化出的最佳模型。 x1, ..., x14符号对应于上面定义的宏观经济变量，w0, ..., w14对应于由DE算法进一步优化的权重。 在图4中可以看到该模型对训练数据的预测，其中目标值以标准化形式表示。 实线对应于观测值，虚线对应于预测数据。可以看到，在大多数年份中，两条线都重叠。 但是，在2004年和2007年之间，有一个很小的差异，即演化模型低估了能源需求。

$$w_0 + w_6 * x_1 * log(abs(w_2 * x_1)) + w_9 - (x_{11})^{(w_{11})} - w_{10} * (x_{12})^{(w_3)} - exp(abs(w_{13} * x_{11})) * w_{13} - x_1 * w_{11} - x_8 * w_{14} - (x_4)^{(w_5)} - w_1 * (x_6)^{(w_{13})} \tag{2}$$

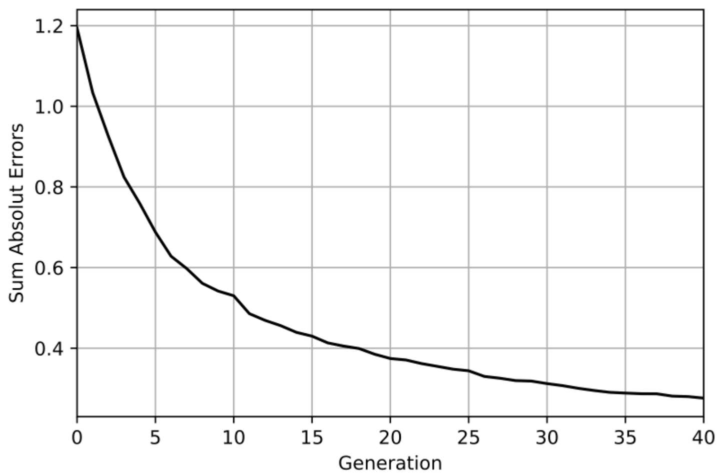

Figure 3: Mean Best Fitness evolution along the 40 generations. The results are averages of 30 runs.

图3：40年来平均最佳健身水平的演变。 结果是30次运行的平均值。

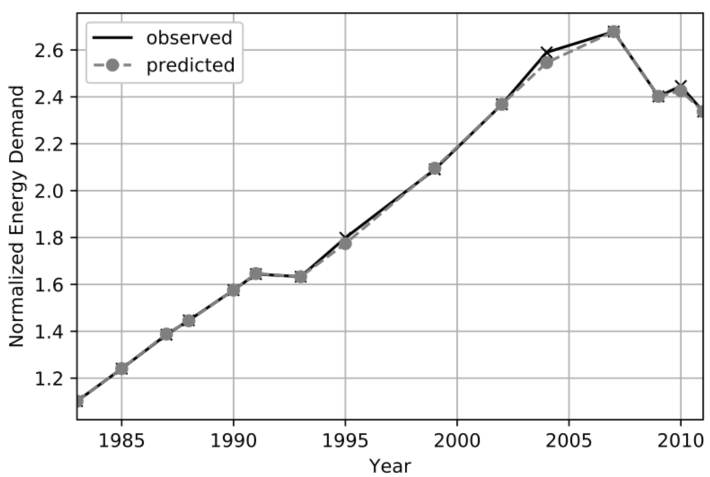

图4：训练数据的最佳演化模型（公式(2)）的预测。

Figure 4: Predictions of the best evolved model (Eq. (2)) for the training data.

4.4 Testing Results

In thi… models evolv… results of th… ng the algor… e ones from … oaches we us… do not follov… fferent for b… When statis… assess how r… ow (0.1 ≤ r < …

4.4测试结果

在本节中，我们将分析由SGE + DE算法演化而来的模型的泛化能力。 我们首先分析未用于训练算法的数据的预测结果。 然后，我们将获得的结果与[11]中提出的GS方法获得的结果进行比较。 为了比较这些方法，我们使用了Mann-Whitney检验，原因是数据不遵循正态分布，并且两种算法的初始总体都不同。 我们使用显着性水平α = 0.05。 当发现统计差异时，我们计算效果大小以评估差异的意义。 效应大小可以低（0.1≤r <0.3），中（0.3≤r <0.5）或大（r≥0.5）[4]。

A summary of the obtained results are presented in Table 4. Looking … trend presente… rning the predi… at the models … , and are capa… other interesti… olved models i… tness. Regar… ble to see that … onsid- erably s… only the SGE attains a smaller error, but it also is able to have a smaller standard deviation (Figure 5).

表4中列出了获得的结果。从结果可以看出，它们遵循了培训中提出的趋势，即模型对能源需求的预测误差很小。 这些结果表明，SGE生成的模型并未过度拟合训练数据，并且能够表示数据的真实模式。 另一个有趣的方面是，演化模型的标准偏差仍然很小，这表明它们的鲁棒性。

关于与GS方法的比较，可以看到，就误差而言，SGE获得的结果比GS方法获得的结果小得多(表4)。 SGE不仅误差较小，而且标准偏差也较小(图5)。

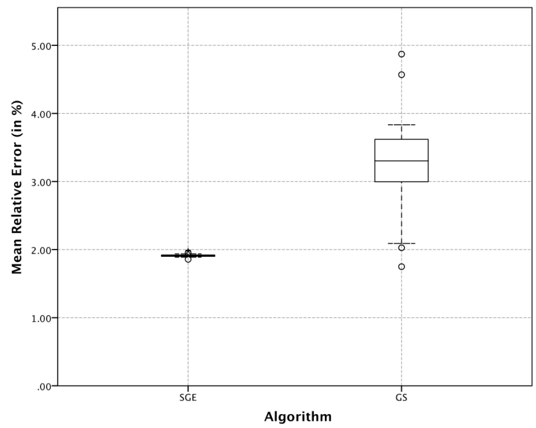

Figure 5: C[...]**d with SGE and G**[...]**better.**

图5：在测试数据中使用SGE和GS获得的预测结果的比较。 接近零的值更好。

To further confirm the effectiveness of the the SGE approach, we

为了进一步确认SGE方法的有效性，我们进行了合理的统计分析，发现演化的SGE模型与GS模型相比具有统计学显着性(p-value<0.000)，且影响大小较大(r>0.5)。

最后，图6显示了由最佳模型演变而来的预测以及测试集中使用能源需求的实际单位（kTOE）的实际观察结果。 如我们所见，结果遵循训练数据中观察到的相同模式，即使模型遵循了数据遵循的趋势，SGE模型也往往低估了几年的能源需求。 这些结果证实了演化模型的质量以及所提出方法的鲁棒性。

the robustness of the proposed method.

Table 4: 表4：西班牙测试数据集的能量预测估计值的最佳和均值最佳拟合结果。 接近零的值更好。 ***表示该算法具有统计上的显着差异，并且效果大小较大。

is large

Testing		
Algorithm	Best Fitness	Mean Best Fitness
SGE	**1.18*****	**1.91 (± 0.004)**
GS	1.75	3.27 (± 0.124)

5 CONCLUSIONS AND FUTURE WORK

5.结论与展望

自工业革命开始以来，对能源的需求已大大增加，并且由于它提供了可持续的社会，经济和/或环境发展，因此在所有国家中已变得至关重要。 对于决策者而言，管理能源需求至关重要，开发用于建模和准确预测需求的工具对于新的充满活力的政策至关重要。

在这项工作中，我们调查了结构化语法演变（SGE）的能力，以寻找西班牙总能源需求的预测模型。 SGE将个体表示为染色体，其中每个基因由对应于每个非末端符号产生的值的列表组成。 这样，解码过程就不同于GE，并且可以增加遗传算子的位置。 SGE的这些特殊性使其更强大，并且使其非常适合与DE方法结合使用。

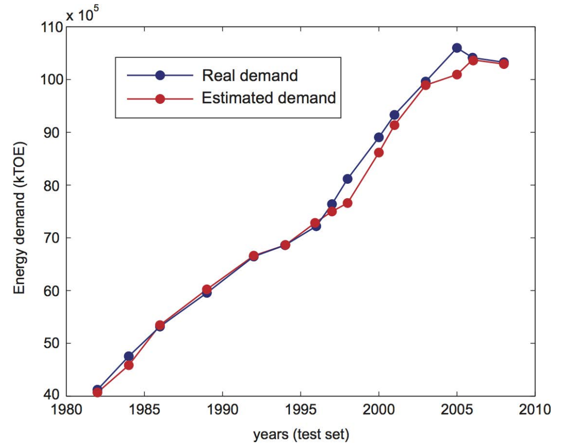

Figure 6: Predictions of the best evolved model for the testing d

图6：1982年至2008年之间测试数据最佳演化模型的预测。

process is different to GE and can increase the locality of the genetic operators. These particularities of SGE make it more robust and make it ideal to be combined with DE approach.

The experimental results conducted reveal that the majority

进行的实验结果表明，所提出方法的30次运行中的大多数所产生的模型比以前的方法好。另一个有趣的结果与SGE的鲁棒性有关，因为生成的最佳模型在不同运行之间的标准偏差很小。所提出的方法显示了其避免GE弊端的能力，并在一年的时间范围内获得了西班牙总能源需求的出色预测。

此外，我们将获得的结果与“语法群”（GS）[11]的结果进行了比较，这是解决当前问题的最有效方法之一。比较表明，SGE不仅获得了更好的模型（即，它们具有较小的误差），而且由于它们的标准偏差明显较小，因此它们也更加健壮。

在未来的工作中，我们将考虑使用这种方法对其他国家的能源需求进行研究，并纳入一组可能与给定国家的能源消耗相关的不同的宏观经济指标或替代性投入。

ferent set of macro-economic indicators or alternative inputs which can be related to the energy consumption in a given country.

6 ACKNOWLEDGEMENTS

6. 致谢

This work has been supported by Fundación Eugenio Rodriguez Pascual 2019-20 grant, Spanish Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades (MCIU/AEI/FEDER, UE) under grant refs. RTI2018-095180-B-I00 and PGC2018-095322-B-C22, Spanish Ministerio de Economía y Competitividad, grant number TIN2017-85887-C2-2-P; Madrid Regional Goverment - FEDER grants B2017/BMD3773 (GenObIA-CM), Y2018/NMT-4668 (Micro-Stress- MAP-CM) and P2018/TCS-4566 (CYNAMON).

This work was also supported by national funds through the FCT - Foundation for Science and Technology, I.P., within the scope of the project CISUC - UID/CEC/00326/2020 and by European Social Fund, through the Regional Operational Program Centro 2020.

REFERENCES

[1] H. Ceylan and H. K. Ozturk. 2004. Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach. *Energy Conversion and Management* 45 (2004), 2525 – 2537.

[2] J.M. Colmenar, J.I. Hidalgo, and S. Salcedo-Sanz. 2018. Automatic generation of models for energy demand estimation using Grammatical Evolution. *Energy* 164 (2018), 183 – 193.

[3] L. Ekonomou. 2010. Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks. *Energy* 35, 2 (2010), 512 – 517.

[4] Andy Field. 2009. *Discovering statistics using SPSS*. Sage publications.

[5] Z. W. Geem and W. E. Roper. 2009. Energy demand estimation of South Korea using artificial neural network. *Energy Policy* 37 (2009), 4049–4054.

[6] M. S. Kiran, E. Özceylan, M. Gündüz, and T. Paksoy. 2012. Swarm intelligence approaches to estimate electricity energy demand in Turkey. *Knowledge-Based Systems* 36 (2012), 93–103.

[7] Fangyi Li, Zhouying Song, and Weidong Liu. 2014. China's energy consumption under the global economic crisis: Decomposition and sectoral analysis. *Energy Policy* 64 (2014), 193 – 202.

[8] Nuno Lourenço, J. Manuel Colmenar, J. Ignacio Hidalgo, and Óscar Garnica. 2019. Structured Grammatical Evolution for Glucose Prediction in Diabetic Patients. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO '19)*. ACM, New York, NY, USA, 1250–1257.

[9] Nuno Lourenço, Filipe Assunção, Francisco B Pereira, Ernesto Costa, and Penousal Machado. 2018. Structured grammatical evolution: a dynamic approach. In *Handbook of Grammatical Evolution*. Springer, 137–161.

[10] Nuno Lourenço, Francisco B Pereira, and Ernesto Costa. 2016. Unveiling the properties of structured grammatical evolution. *Genetic Programming and Evolvable Machines* 17, 3 (2016), 251–289.

[11] David Martínez-Rodríguez, J Manuel Colmenar, J Ignacio Hidalgo, Rafael-J Villanueva Micó, and Sancho Salcedo-Sanz. 2019. Particle swarm grammatical evolution for energy demand estimation. *Energy Science & Engineering* (2019).

[12] Kenneth V Price. 2013. Differential evolution. In *Handbook of Optimization*. Springer, 187–214.

[13] Karolina Safarzynska and Jeroen C. J. M. van den Bergh. 2017. Integrated crisis-energy policy: Macro-evolutionary modelling of technology, finance and energy interactions. *Technological Forecasting and Social Change* 114 (2017), 119 – 137.

[14] S. Salcedo-Sanz, J. Muñoz-Bulnes, J.A. Portilla-Figueras, and J. Del Ser. 2015. One-year-ahead energy demand estimation from macroeconomic variables using computational intelligence algorithms. *Energy Conversion and Management* 99 (2015), 62 – 71.

[15] J. Sánchez-Oro, A. Duarte, and S. Salcedo-Sanz. 2016. Robust total energy demand estimation with a hybrid Variable Neighborhood Search âĂŞ Extreme Learning Machine algorithm. *Energy Conversion and Management* 123 (2016), 445 – 452.

[16] Rainer Storn and Kenneth Price. 1997. Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces. *Journal of Global Optimization* 11, 4 (01 Dec 1997), 341–359.

[17] L. Suganthi and A. A. Samuel. 2012. Energy models for demand forecasting–A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 16 (2012), 1223–1240.

[18] A. Ünler. 2008. Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025. *Energy Policy* 36 (2008), 1937–1944.

[19] S. Yu, Y. M. Wei, and K. Wang. 2012. A PSO-GA optimal model to estimate primary energy demand of China. *Energy Policy* 42 (2012), 329–340.

[20] S. Yu, K. Zhu, and X. Zhang. 2012. Energy demand projection of China using a path-coefficient analysis and PSO-GA approach. *Energy Conversion and Management* 53, 1 (2012), 142–153.

[21] S. Yu and K. J. Zhu. 2012. A hybrid procedure for energy demand forecasting in China. *Energy* 37 (2012), 396–404.