

文章编号:1006-2467(2019)01-0026-09

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.01.004

基于 SMOTE 算法的船舶结构可靠性优化设计

龙 周, 陈松坤, 王德禹

(上海交通大学 海洋工程国家重点实验室; 高新船舶与深海开发装备协同创新中心, 上海 200240)

摘 要: 针对常规船舶结构可靠性优化设计由高度非线性带来的计算效率低、收敛困难的问题, 提出了基于 SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) 算法的船舶结构可靠性优化设计方法. 利用 SMOTE 算法建立了改进的 BP (Back Propagation) 神经网络模型, 以较少的样本点完成了极限状态函数的高度近似, 克服了以往代理模型不能同时满足精度和效率要求的缺点, 并通过数学算例验证了使用 SMOTE 算法建立 BP 神经网络模型的可行性和有效性. 将改进的 BP 神经网络模型和模拟退火法嵌入单循环优化策略, 并将其用于船舶舱段的可靠性优化设计, 验证了所提出的可靠性优化设计方法的求解效率和精度, 为大型工程结构的可靠性优化设计提供了思路.

关键词: 可靠性优化设计; 极限状态函数; 单循环优化策略; SMOTE 算法

中图分类号: U 662.2

文献标志码: A

Reliability-Based Design Optimization of Ship Structures Based on SMOTE Algorithm

LONG Zhou, CHEN Songkun, WANG Deyu

(State Key Laboratory of Ocean Engineering; Collaborative Innovation Center for Advanced Ship and Deep-Sea Exploration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Aimed at the problem that ship structures reliability-based design optimization has poor efficiency and difficult convergence due to high nonlinearity, a reliability-based design optimization of ship structures based on SMOTE (synthetic minority oversampling technique) algorithm is proposed. The innovation is to establish an improved BP (back propagation) neural network by SMOTE algorithm and the limit state function with high approximation could be set up with fewer samples, which overcomes the shortcoming that old model cannot satisfy both accuracy and efficiency requirements. Moreover, the feasibility of establishing BP neural network model by SMOTE algorithm has been proved by a mathematical instance. Then put the improved BP neural network and simulate anneal arithmetic into single loop approach optimized strategy to solve the issue of ship structure reliability-based design optimization. The result confirms the efficiency and accuracy of the model. In addition, the proposed model can provide an idea for large engineering structures reliability-based design optimization.

Key words: reliability-based design optimization; limit state function; single loop approach; SMOTE (synthetic minority oversampling technique) algorithm

收稿日期:2017-12-25

基金项目:工信部高技术船舶科研项目([2016]548),教育部财政部重大专项(201335)

作者简介:龙 周(1994-),女,湖南省长沙市人,硕士生,主要研究方向为船舶结构强度与优化.

通信作者:王德禹,男,教授,博士生导师,电话(Tel.):021-62933131;E-mail: dywang@sjtu.edu.cn.

在船舶海洋结构物设计制造中,可靠性优化设计同时保证了结构的经济性和安全性,是极具优势的优化设计方法.近年来可靠性优化设计已经广泛应用于汽车、飞机和船舶等复杂结构的优化设计中^[1-3].

解决可靠性优化设计问题最直接的方法是搭建两层优化设计模型,外层执行设计变量的优化,内层执行结构的可靠性分析^[4].针对这一高度非线性耦合问题,Liang 等^[5]通过计算极限状态函数的可靠性指标,得到结构的近似最小功能点,创建了单循环优化算法;刘勤等^[6]使用单循环优化算法将不确定的可靠性优化设计问题转换为确定性的单层次优化问题,提高了计算效率.由于可靠性优化设计考虑了设计变量的随机特性,使得迭代次数增多,所以选择合理的代理模型代替复杂的有限元模型进行计算,可以减少可靠性优化设计所耗费的时间成本^[6].BP (Back Propagation)神经网络模型能较好地处理非线性映射问题,具有良好的容错和泛化能力,张亮等^[7]借助 BP 神经网络模型对极限状态函数进行拟合,然后使用 Monte Carlo 抽样技术得到系统的失效概率.但是,对于复杂工程结构,保证 BP 神经网络模型精度的前提是获得一定数量的训练集,因此如何高效地拟合真实的极限状态函数是构建 BP 神经网络模型的关键.由结构可靠性分析理论可知,最可能失效点附近区域对失效概率贡献最大,Echard 等^[8]通过调用集中在失效面附近的训练集建立近似模型,获得了非常高的计算效率;Zhao 等^[9]对影响失效概率主要区域的大小进行明确计算,提出兴趣子域的概念,使所建立的代理模型在最可能失效点附近区域实现高度近似.

船舶可靠性优化设计建立代理模型时,通常在整个设计空间选取样本点建立训练集,这样得到的训练集产生了类不平衡现象,即集中在失效面附近的训练集占比较小.SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique)算法是一种利用现有样本集,对少数类样本进行过抽样合成新样本的机器学习算法^[10].引入 SMOTE 算法计算最可能失效点附近的样本区域可解决训练 BP 神经网络模型时数据不平衡的问题.

本文提出基于 SMOTE 算法的船舶结构可靠性优化设计模型.通过引入 SMOTE 算法可使 BP 神经网络模型高效准确地逼近极限状态函数,从而将可靠性优化设计模型解耦成确定性优化设计.将上述改进后的 BP 神经网络模型和模拟退火算法嵌入单循环优化策略,并将其用于 618TEU 型多用途

船货舱区域的可靠性优化设计,提高了可靠性优化结果的计算精度,解决了船舶结构可靠性优化设计由高度非线性所带来的计算效率低下、收敛困难的问题,为大型工程结构可靠性设计提供了新思路.

1 基于 SMOTE 算法的改进 BP 神经网络模型

1.1 SMOTE 算法

SMOTE 算法是一种合成少数类数据的过抽样算法,其基本思想是根据对少数类样本的分析人工合成新的样本并将新样本添加到数据集中,从而解决了一般过抽样算法采取简单复制样本的策略来增加少数类样本所导致的模型过拟合问题.SMOTE 算法目前已经广泛应用于金融、教育及互联网等数据分析和数据挖掘领域中^[11-12],如:信用卡欺诈检测(每年大约占比为 2% 的信用卡账户受到欺诈);疾病预测(肿瘤的样本数通常只有几十或几百,而样本总数却成千上万);等等.

对于任意一个少数类样本集合 $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, M\}$,假定集合中的一个样本 x_i 以欧氏距离为标准计算它到少数类样本集 X 中所有样本的距离,得到其 k 近邻.假设向上采样的倍率为 N ,则在其 k 近邻中随机选取 N 个近邻 $\{\hat{x}_j | j = 1, 2, \dots, N\}$;在少数类样本集 X 与 $\{\hat{x}_j | j = 1, 2, \dots, N\}$ 之间进行随机线性插值,产生一个新的样本 $x_{\text{new}}(i, j)$,

$$x_{\text{new}}(i, j) = x_i + \text{rand}(0, 1)(\hat{x}_j - x_i) \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \dots, M; \quad j = 1, 2, \dots, N$$

式中: $\text{rand}(0, 1)$ 表示 0~1 之间的一个随机数.

将以上步骤进行 m 次,从而可以合成 m 个样本,将这些新合成的少数类样本与原始的少数类样本集组合即可产生新的训练集.图 1 所示即为 SMOTE 算法针对少数类样本点生成新数据样本点的计算示意图,以少数类样本点为中心点对其附近少数类样本点进行插值生成新样本点.

现假定一个少数类样本 $x_i = (6, 4)$,计算得到的一个最近邻为 $\hat{x}_j = (5, 2)$,随机产生一个介于 0~1 之间的随机数 $\text{rand}(0, 1) = 0.3$,则新的样本计算过程为

$$\begin{aligned} x_{\text{new}}(i, j) &= x_i + \text{rand}(0, 1)(\hat{x}_j - x_i) = \\ &= (6, 4) + 0.3((5, 2) - (6, 4)) = \\ &= (6, 4) + 0.3 \times (-1, -2) = \\ &= (5.7, 3.4) \end{aligned} \quad (2)$$

可见,SMOTE 算法基于插值的思想,增大了少数类数据出现的概率,能够对不平衡数据进行很好的处

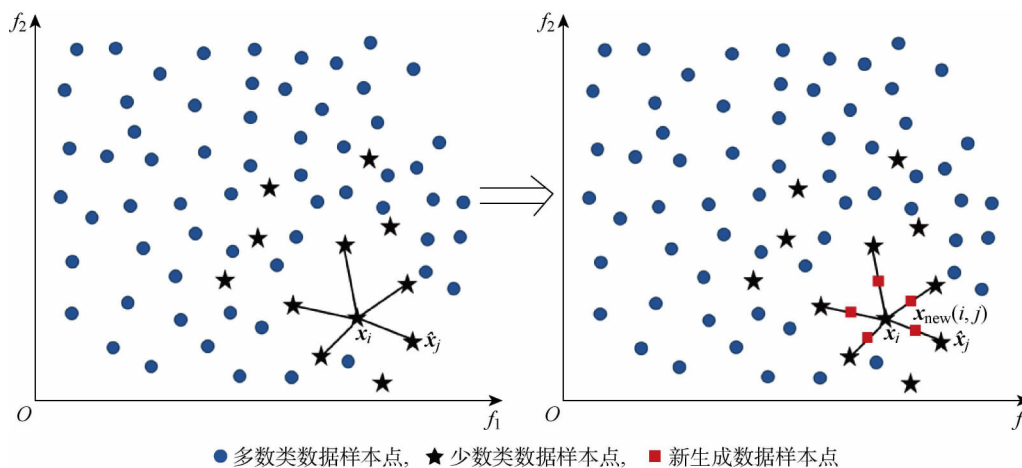


图 1 SMOTE 算法合成少数类样本示意图

Fig. 1 SMOTE algorithm synthesizes minority sample

理,适用于船舶结构可靠性优化设计。

1.2 基于 SMOTE 的 BP 神经网络模型

对复杂工程结构来说,使用近似模型替代耗时的有限元计算,可以显著降低计算成本.对结构进行可靠性分析时,要在整个设计空间中选取构建近似模型的样本点.为了保证模型的识别精度,需要较多的样本点,但是过多的样本点会导致计算量的急剧增大.因此,提高样本点的采样效率,使集中在失效面附近的样本点更多,让代理模型在失效点附近区域实现高度近似是提高计算效率的重要途径之一.本文利用 SMOTE 算法增加失效面附近的样本点,从而构建出基于 SMOTE 算法的改进 BP 神经网络模型,有效地利用 SMOTE 算法处理不平衡数据的优势和 BP 网络的插值特性,以较少的样本点完成极限状态函数的高度近似,其具体实现过程如图 2 所示。

1.3 算例展示

为了验证本文提出的改进 BP 神经网络模型的有效性,引用文献[4]中具有典型失效面的函数进行测试.本算例关注点在于展示所创建的 BP 神经网络模型,因此不进行后续的可靠性优化。

算例的数学模型如下:

$$\left. \begin{aligned} \min f(x, y) &= -x^2 - y^2 \\ \text{s. t. } P\{G(x, y) > 0\} &> 99.998\% \\ 0 \leq x \leq 3, \quad 0 \leq y \leq 3 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: $G(x, y) = 1 - (x - 2)^2 + (y - 2)^2$; 设计变量 x 与 y 相互独立,并且分别服从正态分布 $N(x_i, (0.01x_i)^2)$ 和 $N(y_i, (0.01y_i)^2)$, x_i 与 y_i 为设计变量 x 与 y 的取值。

按照 1.2 节所述,在设计空间中生成均匀样本集,样本总数为 200 个,其中失效面附近的样本仅有

14 个(采样方式 1);使用 SMOTE 算法对失效面附近样本进行采样并扩充 10 倍,扩充后的总样本数为 336 个,失效面附近样本点占比从 7% 提升至 41.67%(采样方式 2);而在试验空间内均匀生成总数为 336 的样本集,其失效面附近样本点占比仅为 5.95%(采样方式 3).采用 3 种采样方式生成的样本数据信息如表 1 所示,对比发现,SMOTE 算法能较好地失效面附近的样本点进行补充,进而可以更好地实现 BP 神经网络模型对极限状态函数的高度近似.对应的样本点分布对比如图 3 所示。

将平衡后的样本集投入到 BP 神经网络模型进行训练.将样本集分成训练集和测试集,其中训练集有 236 个样本,测试集有 100 个样本.采用上述样本集与测试集的均方根误差(RMSE)进行评估,

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n_{\text{test}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{test}}} (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

式中: y_i 为测试样本点的实际响应值; \hat{y}_i 为近似模型的预测值; n_{test} 为测试样本个数.由式(4)计算可得 $\text{RMSE} = 6.113 \times 10^{-9}$.将由采样方式 3 获得的样本集对 BP 神经网络模型进行训练,可以得到 $\text{RMSE} = 3.7572 \times 10^{-8}$.与普通的 BP 神经网络模型相比,使用同样数量的样本点,改进的 BP 神经网络模型的精度更高,即达到同样的预测精度改进的

表 1 样本数据信息

Tab. 1 The information table of samples

采样方式	样本点数				失效面附近 样本点占比/%
	安全	失效	失效面附近	合计	
1	58	138	14	200	7.00
2	58	138	140	336	41.67
3	105	211	20	336	5.95

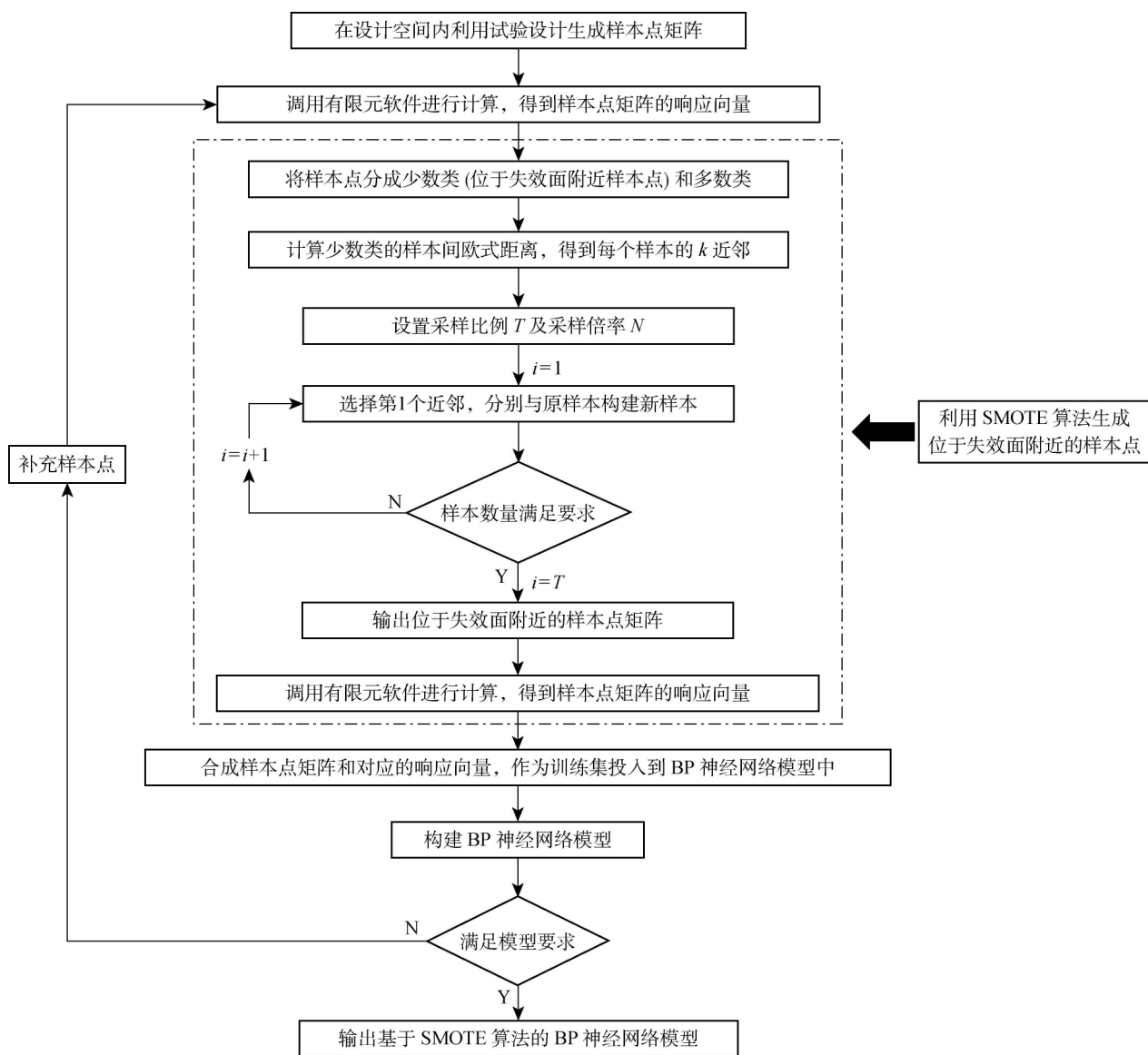


图 2 改进的 BP 神经网络模型构建流程

Fig. 2 Flow chart of proposed BP neural network model

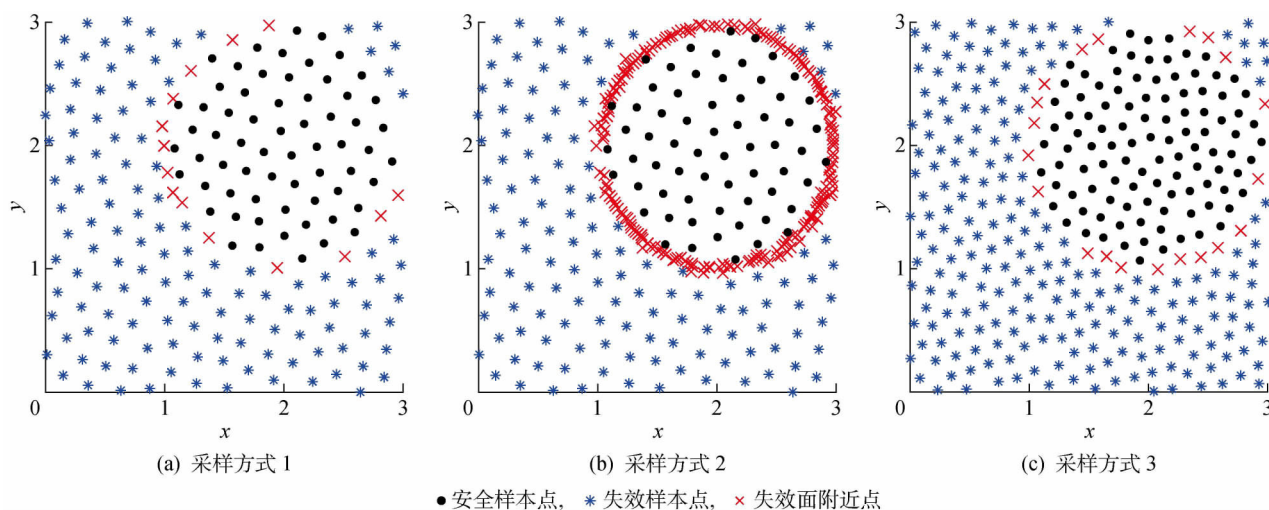


图 3 在 3 种采样方式下样本点的分布对比

Fig. 3 The samples' distributions of three sampling methods

BP 神经网络模型所需的样本点更少。

在设计空间选取部分样本点投入改进的模型中进行计算,结果如图 4 所示,可见失效面很好地逼近了极限状态函数。因此,利用 SMOTE 算法使训练集集中在失效面附近,可以高效地实现极限状态函数的高度近似。

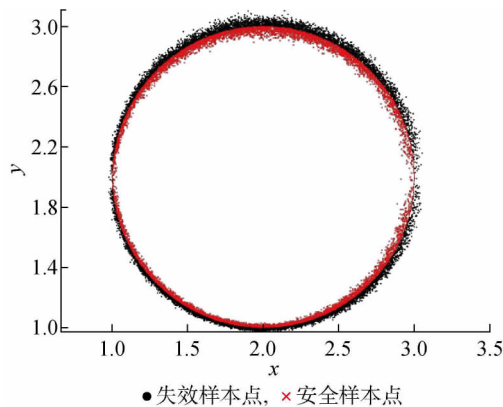


图 4 改进的 BP 神经网络模型计算点分布

Fig. 4 The distribution of proposed BP neural network model's calculation point

2 基于 SMOTE 算法的可靠性优化设计

2.1 单循环可靠性分析原理

单循环优化策略避免了反复地进行可靠性分析,将不确定的可靠性优化设计问题转换为确定性的单层次优化问题,其数学模型可以描述为

$$\left. \begin{aligned} \min & F(d^k, x^k) \\ \text{s. t. } & G_i(d^k, x_i^k) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \\ & h_j(d^k) \leq 0, \quad j = m+1, m+2, \dots, M \\ & x_i^k = \mu_x^k - \alpha_i^k \sigma_x \beta_i^T \\ & \alpha_i^k = \frac{\sigma_x \tilde{N}_x G(d^k, x_i^k)}{\|\sigma_x \tilde{N}_x G(d^k, x_i^k)\|} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中; d^k 为设计变量; x_i^k 为第 k 次迭代的第 i 个近似最小功能点; β_i^T 为可靠性指标约束; α_i^k 为灵敏度; μ_x^k 和 σ_x 分别为设计变量的平均值和标准差。在迭代过程中,把 x^k 代入约束条件,若满足则更新 d^k 。

2.2 基于 SMOTE 算法的可靠性优化设计流程

模拟退火算法是一种基于 Monte Carlo 迭代求解策略的概率寻优算法。将改进的 BP 神经网络模型和模拟退火算法相结合后嵌入单循环优化策略,在保证计算精度的同时,综合了 BP 神经网络模型和模拟退火算法的优势。在建立改进的 BP 神经网络模型时,使用 SMOTE 算法对失效面附近的样本进行采样,有效地利用 SMOTE 算法处理不平衡数

据的优势和 BP 网络的插值特性,用更少的样本点通过 BP 模型识别获得最可能的失效点,然后计算结构的可靠度。对于一般的结构,特别是复杂船舶结构的可靠性优化设计,本文提出以下基于 SMOTE 算法的可靠性优化设计流程。

(1) 确定设计空间进行试验设计并结合 SMOTE 采样算法获取训练集,建立改进的 BP 神经网络模型。具体过程见 1.2 节。

(2) 优化分析中,使用模拟退火算法作为优化算法,通过每次调用 BP 神经网络模型计算响应值,并判断是否满足约束条件。

(3) 在可靠性计算部分,通过调用改进的 BP 神经网络模型逼近极限状态函数,计算结构可靠度 P_r 。结构可靠度使用改进的 Monte Carlo 方法进行计算,即在识别 Monte Carlo 样本点是否安全时,将样本点投入改进的 BP 模型中。其计算公式为

$$P_r = n_r / n \quad (6)$$

式中: n 为 Monte Carlo 样本总数; n_r 为满足可靠性约束条件的样本个数。

(4) 对优化结果进行收敛条件判断。如果满足条件,则可靠性优化设计结束,输出最优解;否则修改设计变量大小,返回第(2)步,进入下一次循环直到满足条件。

3 基于 SMOTE 算法的船舶结构可靠性优化设计

3.1 船舶结构可靠性优化设计优化模型

基于上述可靠性优化设计方法对 618TEU 型多用途船的货舱区域进行可靠性优化设计。该船主要用于装载集装箱和矿石等散装货物,其结构主要参数如表 2 所示。

表 2 618TEU 型多用途船结构参数

Tab. 2 The information of variables in 618TEU

参数	取值
船长/m	132.9
型宽/m	19.3
型深/m	9.9
设计吃水/m	7.4
航速/kn	12

该多用途船共有 3 个货舱区域,本文可靠性优化设计所对应的模型区域为中间货舱,由于舱段结构的边界条件和所受载荷沿中纵剖面左右对称,仅对中纵剖面的 1/2 进行建模。为了更好地反映货舱

区域边界条件,将模型由中间货舱区域沿船长方向向船首和船尾各延伸 1/2 个舱段,舱段的有限元模型如图 5 所示.货舱区域的约束条件根据《中国船级社散货船结构强度直接计算分析指南》^[13] 确定.

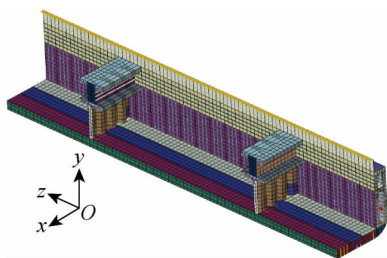


图 5 舱段有限元模型

Fig. 5 Finite element model of the cabin

由于板材尺寸对船体总纵强度和船体重量影响较大,在本优化设计方案中选择中剖面的板材厚度为设计变量.船中剖面图及板材设计变量如图 6 所示,每种板材以初始厚度 t_{i0} 为中心,步长取 1 mm,取 5 个离散板厚值作为设计变量的取值范围,共选取 16 个设计变量,骨材的尺寸和形状则作为已知量,具体设计变量信息如表 3 所示.假设板材厚度为服从正态分布的随机变量,均值 μ_{t_i} 为每次优化迭代后对应设计方案的板厚值,标准差为加工制造的许用偏差,取相应板材厚度平均值的 2%,即 $t_i \sim N(\mu_{t_i}, (0.02\mu_{t_i})^2)$.

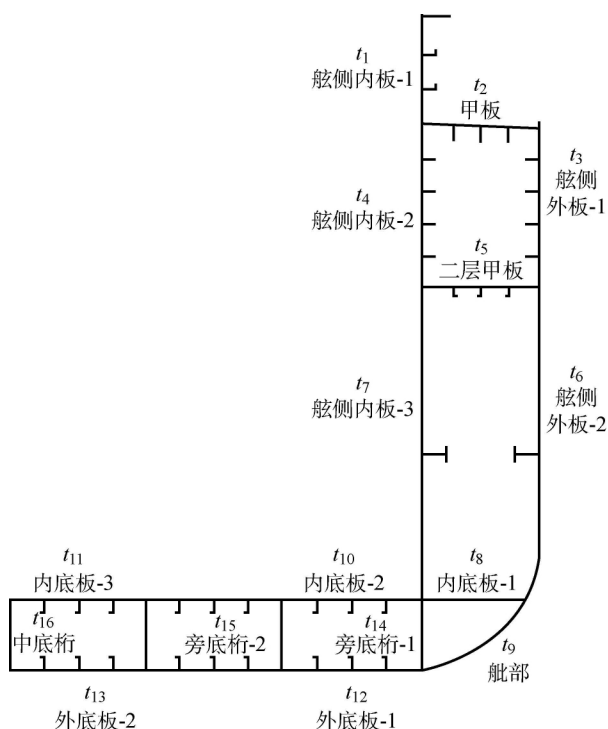


图 6 船中剖面及设计变量分布图

Fig. 6 Mid-ship section and distribution of design variables

表 3 设计变量参数表

Tab. 3 The information table of design variables

变量	取值/mm		
	初始	下限	上限
t_1	18	16	20
t_2	18	16	20
t_3	16	14	18
t_4	14	12	16
t_5	9	7	11
t_6	12	10	14
t_7	12	10	14
t_8	12	10	14
t_9	15	13	17
t_{10}	15	13	17
t_{11}	15	13	17
t_{12}	12	10	14
t_{13}	12	10	14
t_{14}	12	10	14
t_{15}	10	8	12
t_{16}	7	5	9

以货舱舱段的总质量 $\sum_{i=1}^{16} m(t_i)$ 最小为优化目标.选取板的中面应力和梁的轴向力均小于许用应力为约束条件.根据规范对板和梁分别按许用应力大小分类,共得到 6 个约束条件,设定结构可靠度 $P_r = 99.653\%$,则船舶结构优化模型为

$$\begin{aligned}
 & \min \sum_{i=1}^{16} m(t_i) \\
 & \text{s. t. } \left. \begin{aligned}
 g_1(t_i) &= \sigma_1(t_i) - 220 \leq 0 \\
 g_2(t_i) &= \sigma_2(t_i) - 235 \leq 0 \\
 g_3(t_i) &= \sigma_3(t_i) - 175 \leq 0 \\
 g_4(t_i) &= \sigma_4(t_i) - 195 \leq 0 \\
 g_5(t_i) &= \sigma_5(t_i) - 206 \leq 0 \\
 g_6(t_i) &= \sigma_6(t_i) - 176 \leq 0 \\
 P\{g_j(t_i) \leq 0\} &\geq 99.653\%
 \end{aligned} \right\} \quad (7) \\
 & j = 1, 2, \dots, 6
 \end{aligned}$$

式中: $\sigma_j(t_i)$ 对应的计算区域及许用应力要求如表 4 所示.

3.2 船舶结构可靠性优化设计结果

按照 2.2 节叙述的基于 SMOTE 算法的可靠性优化设计流程,对货舱舱段进行优化设计,具体设计过程如下.

表 4 $\sigma_j(t_i)$ 对应的计算区域及许用应力要求Tab. 4 Analysis domain and allowable stress for $\sigma_j(t_i)$

变量	结构分类	许用应力/MPa
$\sigma_1(t_i)$	主甲板、内外底板、顶边舱与底边舱斜板、 舷侧内壳、双舷侧内舷纵桁或平台	220
$\sigma_2(t_i)$	船底纵桁	235
$\sigma_3(t_i)$	肋板、横舱壁板	175
$\sigma_4(t_i)$	凳板、横框架板	195
$\sigma_5(t_i)$	纵向构件上的梁	206
$\sigma_6(t_i)$	横向构件上的梁	176

(1) 建立改进 BP 神经网络模型. 为了验证 SMOTE 算法在处理高维问题时的有效性, 使用与文献[3]相同数量的 380 个样本点建立代理模型(其中 280 个样本点为训练集, 100 个样本点为测试集). 采用试验设计技术在设计空间均匀地生成 180 个样本点, 调用有限元计算响应生成对应的 180 个训练集. 筛选位于失效面附近的 50 个样本集, 并结合 SMOTE 算法将此样本集放大 5 倍从而失效面的

样本集扩充至 250 个, 因此只需要额外地对 200 个样本点生成响应集.

图 7 为所构建的 BP 神经网络模型的训练过程. 如图 7(a)所示, 当模型训练至第 18 次时, 误差收敛到最小, 此时均方误差 $MSE = 87.6974$; 图 7(b)~(d)分别为训练集、测试集和总体样本集的预测结果, R 值表示测量输出和目标之间的相关性, R 值越接近 1 表示相关性越强, 越接近 0 表示随机性越大, 若 $R=1$ 说明预测模型精度高.

迭代均值组合模型能够以最少的采样点建立满足精度要求的近似模型, 是公认的高效模型^[3]. 比较本文提出的改进 BP 神经网络模型与迭代均值组合模型预测水平的均方根误差, 结果如表 5 所示. 由表 5 可知, 在样本数量相同的情况下, 迭代均值组合模型总的均方根误差为 891.9002, 而改进的 BP 神经网络模型的均方根误差只有 77.73712, 从而更好地提高了模型近似精度. 因此, 本文所提出的改进的 BP 神经网络模型在保证计算效率的情况下可以大幅提升预测精度.

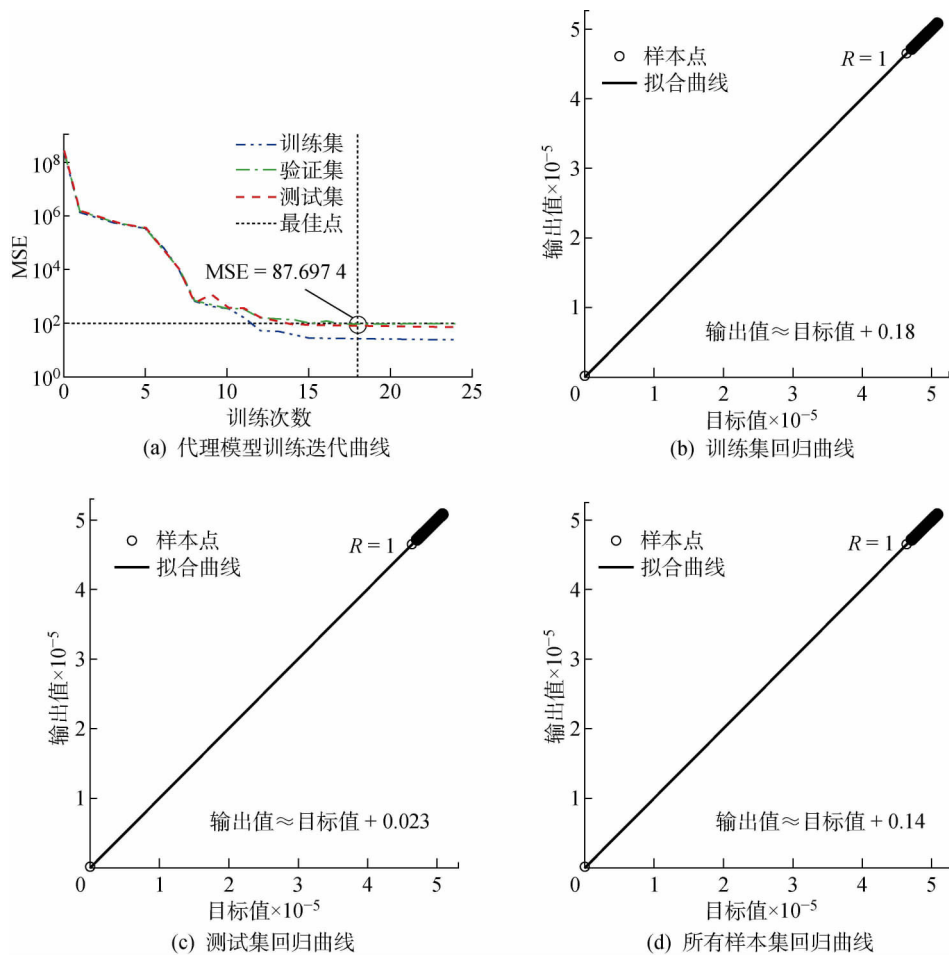


图 7 神经网络模型训练图

Fig. 7 Neural network model training map

表 5 预测与实际输出的均方根误差

Tab. 5 RMSE between predicted and actual output

输出类型	RMSE	
	迭代均值组合模型	改进的 BP 神经网络模型
$\sigma_1(t_i)/\text{MPa}$	0.722 8	0.615 03
$\sigma_2(t_i)/\text{MPa}$	0.279 1	0.186 97
$\sigma_3(t_i)/\text{MPa}$	0.143 1	0.505 03
$\sigma_4(t_i)/\text{MPa}$	0.188 0	0.756 14
$\sigma_5(t_i)/\text{MPa}$	0.713 0	0.143 76
$\sigma_6(t_i)/\text{MPa}$	0.126 4	1.183 29
$m(t_i)/\text{t}$	889.727 8	74.346 90
合计	891.900 2	77.737 12

(2) 使用单循环优化策略并结合模拟退火算法进行可靠性分析和优化计算,并将可靠性优化设计结果与确定性优化结果进行对比,结果如表 6 所示。由表 6 可知,优化后的结构可靠度达到了 99.87%,满足可靠性要求。总体质量与初始值相比减少了 5.486%,与确定性优化相比增加了 1.062%,这是因为可靠性优化设计考虑了结构不确定性因素的影响,在优化过程中牺牲了部分经济性能以满足结构可靠性设计要求。

利用 Monte Carlo 方法对上述优化方案进行可靠性验证。选取 10^6 个随机样本点进行可靠性计算,计算得到的可靠度 $P_r = 99.73\%$,可见最终的优化方案达到要求。将最终优化方案代入有限元中计算,所得最优解和约束条件对比结果见表 7。由表 7 可知,可靠性优化设计代理模型预测结果与有限元模拟结果的相对误差都在 2%之内,可见改进的 BP 神经网络模型具有较高的预测精度。同时与常规的使

用代理模型的可靠性优化设计方法相比,本文提出的可靠性优化设计方法在建立代理模型时仅需要调用 380 次有限元模型,在缩减计算量的同时提高计算精度,为复杂工程结构的可靠性优化设计提供了新方法。

表 6 可靠性优化设计与确定性优化结果对比

Tab. 6 Comparison between reliability-based design optimization and determined design optimization

i	t_i/mm		
	初始值	确定性优化结果	可靠性优化设计结果
1	18	16	17
2	18	16	17
3	16	14	16
4	14	12	12
5	9	7	7
6	12	10	12
7	12	10	10
8	12	10	11
9	15	13	13
10	15	13	13
11	15	13	13
12	12	10	10
13	12	10	13
14	12	10	10
15	10	8	8
16	7	5	5
m/t	487.413	455.494 69	460.67
$P_r/\%$			99.87

表 7 可靠性优化设计与有限元模拟结果对比

Tab. 7 Comparison between reliability-based design optimization and finite element method

方法	m/t	σ_j/MPa					
		$j=1$	$j=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$	$j=6$
可靠性优化设计	460.67	198.50	112.51	111.33	169.50	203.89	113.99
有限元模拟	458.296	201.103	113.914	109.410	169.857	204.972	111.853
相对误差/%	-0.518 0	1.294 4	1.232 5	-1.754 9	0.210 0	0.528 0	-1.910 5

4 结论

针对船舶结构可靠性优化设计的复杂性,使用 SMOTE 算法建立改进的 BP 神经网络模型,然后将代理模型和模拟退火算法嵌入船舶可靠性优化设计。主要结论如下。

(1) 由结构可靠性设计理论得知,最可能失效

点附近区域对失效概率贡献较大。基于 SMOTE 算法在最可能失效点附近区域增加样本点,改进了 BP 神经网络模型在该区域的拟合精度,建立了改进的 BP 神经网络模型。给出的数值算例证明了所建立代理模型的求解效率和求解精度。

(2) 将所提出的可靠性优化设计模型用于船舶舱段的可靠性优化设计,相比迭代均值组合模型,改

进 BP 神经网络模型均方根误差为原来的 1/10, 优化后的船舶舱段结构质量减轻了 5.486%, 可靠度提升至 99.87%, 在保证结构安全性的同时提升了船舶结构经济性, 验证了所提出的可靠性优化设计模型的可行性。

将 SMOTE 算法用于结构可靠性优化设计中, 可有效地利用 SMOTE 算法处理不平衡数据的优势和 BP 网络的插值特性, 实现极限状态函数的高度近似, 为大型工程结构可靠性设计代理模型的构建提供了新思路。因此, 基于 SMOTE 算法的船舶结构可靠性优化设计将不确定优化问题转化为常规的确定性优化问题, 在提高优化设计效率的同时保证了可靠解的精确度, 为复杂工程结构的可靠性优化设计提供了新方法。

参考文献:

- [1] FANG J G, GAO Y K, SUN G Y, *et al.* Multiobjective reliability-based optimization for design of a vehicledoor[J]. *Finite Elements in Analysis & Design*, 2013, 67: 13-21.
- [2] 朱海燕, 袁修开. 基于灵敏度的可靠性优化解耦方法[J]. *航空学报*, 2015, 36(3): 881-888.
ZHU Haiyan, YUAN Xiukai. A decoupling method of reliability optimization based on sensitivity[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2015, 36(3): 881-888.
- [3] 胡新明, 王德禹. 基于迭代均值组合近似模型和序贯优化与可靠性评估法的船舶结构优化设计[J]. *上海交通大学学报*, 2017, 51(2): 150-156.
HU Xinming, WANG Deyu. Optimization of ship structures using ensemble of surrogates with recursive arithmetic average and sequential optimization and reliability assessment[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2017, 51(2): 150-156.
- [4] RASHKI M, MIRI M, MOGHADDAM M A. A simulation-based method for reliability based design optimization problems with highly nonlinear constraints[J]. *Automation in Construction*, 2014, 47: 24-36.
- [5] LIANG J H, MOURELATOS Z P, TU J. A single-loop method for reliability-based design optimisation[J]. *International Journal of Product Development*, 2008, 5(1/2): 76-92.
- [6] 刘勤, 孙志礼, 涂宏茂, 等. 基于单循环功能度量法的结构可靠寿命优化设计[J]. *兵器装备工程学报*, 2016, 37(6): 6-9.
LIU Qin, SUN Zhili, TU Hongmao, *et al.* Structural reliable life optimization design based on single-loop performance measure approach[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2016, 37(6): 6-9.
- [7] 张亮, 赵娜. 基于 BP 神经网络-Monte Carlo 法的结构可靠性分析[J]. *现代电子技术*, 2010, 33(12): 59-61.
ZHANG Liang, ZHAO Na. Structure reliability analysis based on bp neural network monte carlo method[J]. *Modern Electronics Technique*, 2010, 33(12): 59-61.
- [8] ECHARD B, GAYTON N, LEMALRE M, *et al.* A combined Importance Sampling and Kriging reliability method for small failure probabilities with time-demanding numerical models[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2013, 111: 232-240.
- [9] ZHAO W T, SHI X Y, TANG K. A response surface method based on sub-region of interest for structural reliability analysis[J]. *Structural Engineering & Mechanics*, 2016, 57(4): 587-602.
- [10] BLAGUS R, LUSA L. SMOTE for high-dimensional class-imbalanced data. [J]. *Bmc Bioinformatics*, 2013, 14: 106.
- [11] 衣柏衡, 朱建军, 李杰. 基于改进 SMOTE 的小额贷款公司客户信用风险非均衡 SVM 分类[J]. *中国管理科学*, 2016, 24(3): 24-30.
YI Baiheng, ZHU Jianjun, LI Jie. Imbalanced data classification on micro-credit company customer credit risk assessment using improved SMOTE support vector machine[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2016, 24(3): 24-30.
- [12] ZHANG M J, YANG J. SMOTE algorithm applying imbalanced data in higher education[C]// *Proceedings of the 2nd Information Technology and Mechatronics Engineering Conference*. Chongqing: Atlantis Press, 2016, 24: 185-188.
- [13] 中国船级社. 散货船结构强度直接计算分析指南[M]. 北京: 人民交通出版社, 2003.
China Classification Society. Guidelines for direct strength analysis of bulk carriers [M]. Beijing: China Communications Press, 2003.