

基于ART-ACO-LVQ复合算法的变压器故障诊断研究

高忠江, 周有为, 钟雨哲, 童建林, 余代海

(中冶赛迪电气技术有限公司, 重庆 400010)

摘要: 为了提高变压器故障诊断的效率, 提出了一种基于 ART-ACO-LVQ 复合神经网络算法的变压器故障诊断方法。首先针对 ART2 神经网络算法基本原理进行分析; 然后利用 ACO 算法对 ART2 神经网络算法进行结合, 进而对其初始权值进行优化; 接着再结合有监督学习特点的 LVQ 神经网络算法, 并提出基于 ART-ACO-LVQ 复合算法的变压器故障诊断方法; 最后利用该复合方法对不同的变压器故障类型进行仿真分析。其仿真结果表明: 通过基于 ART-ACO-LVQ 复合神经网络算法能够有效识别不同类型的变压器故障, 对 25 个测试样本识别正确率达到 100%, 而利用 ART2 神经网络算法和 ART-ACO 神经网络算法的诊断结果正确率仅分别为 68% 和 84%。进而表明所提的一种基于 ART-ACO-LVQ 复合神经网络算法的变压器故障诊断方法具有较高的正确性以及可靠性, 其结果具有一定的工程实际意义。

关键词: 故障诊断; 自适应共振; 蚁群算法; 学习矢量量化算法; 复合神经网络

Research on transformer fault diagnosis based on ART-ACO-LVQ compound algorithm

GAO Zhongjiang, ZHOU Youwei, ZHONG Yuzhe, TONG Jianlin, YU Daihai

(China Metallurgical CCID Electric Technology Co., Ltd., Chongqing 400010, China)

Abstract: In order to improve the efficiency of transformer fault diagnosis, a transformer fault diagnosis method based on ART-ACO-LVQ compound neural network algorithm was proposed. Firstly, the basic principle of ART2 neural network algorithm was analyzed. Then ACO algorithm was used to combine ART2 neural network algorithm, and the initial weight was optimized. A transformer fault diagnosis method based on ART-ACO-LVQ compound algorithm was established by combining LVQ neural network algorithm with supervised learning characteristics. Finally, different transformer fault types were simulated and analyzed by this compound method. It can be obtained that the different types of transformer faults can be effectively identified by ART-ACO-LVQ compound neural network algorithm. The recognition accuracy of this method is 100% for 25 test samples. The diagnostic accuracy of ART2 neural network algorithm and ART-ACO neural network algorithm are only 68% and 84%, respectively. Therefore, the proposed transformer fault diagnosis method based on ART-ACO-LVQ compound neural network algorithm has high correctness and reliability. And the results have certain engineering practical significance.

Key words: fault diagnosis; ART; ACO; LVQ; compound neural network

0 引言

随着国民经济和科学技术的不断提高, 稳定

的电力供应变得越来越重要。电力变压器是电力系统中电能传输的重要枢纽设备, 其可靠的运行

是保障电力系统安全稳定的基础^[1]。随着变压器运行年限的增长,其设备内部的部件或绝缘可能出现老化,导致变压器故障发生,进而影响电力系统的可靠运行^[2-3]。因此,亟待对变压器故障的早期预测和检测方法进行研究。

变压器故障主要由于其设备内部的绝缘油或固体绝缘材料老化造成设备绝缘特性下降,进而引发故障^[4]。如今针对不同变压器故障诊断主要使用传统方法以及智能算法进行识别。传统方法主要是通过设备故障时表现出的特征性,根据经验找到其对应的故障类型。然而随着故障类型的增多,传统方法已无法准确识别故障类型,更不能提高故障预测的准确率^[5]。因此,利用传统方法进行变压器故障识别并不理想。

随着计算机技术的不断发展,越来越多的智能算法被应用于变压器故障诊断中。较为常见的算法有专家系统、模糊理论、聚类分析、神经网络以及支持向量机等^[6-9]。由于仅通过单一的算法可能存在故障识别正确率低等不足,因此一些改进的智能算法被提出^[10]。比如:利用麻雀搜索法对支持向量机模型进行优化,提高在变压器诊断时的稳定性^[11];利用自适应布谷鸟搜索算法改进BP神经网络的搜索效率,更好地平衡搜索速度和准确度之间的关系^[12]。然而,目前变压器故障智能诊断方法仍存在样本训练不完善、诊断效率偏低等不足。

本文为了提高变压器故障诊断效率,针对基于ART-ACO-LVQ复合神经网络算法的变压器故障诊断方法展开一系列的研究。首先分析自适应共振(Adaptive Resonance Theory, ART)神经网络算法的基本原理;其次将其与蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)相结合,对其初始权值进行优化;然后再结合有监督学习特点的学习矢量量化(Learning Vector Quantization, LVQ)神经网络算法,并建立ART-ACO-LVQ复合神经网络算法;最后基于该复合神经网络算法对不同变压器故障类型进行诊断分析,验证该方法的有效性。其结果具有一定的工程实际意义。

1 复合算法的基本原理

1.1 ART2神经网络

自适应共振理论是一种自组织的神经网络形态,其ART神经网络为根据无监督学习的神经网络类型^[13-14]。该神经网络分为ART1神经网络以及ART2神经网络。其中,ART1神经网络为早期结构,其要求必须为二进制的输入模式,因此应用范围受到限制;ART2神经网络能够针对不同的模型信号展开辨别以及分类,因此在电动机、动力等系统的故障识别方面得到比较广泛的应用。

ART2神经网络主要包含四层模块,分别为输入层、决策子系统模块、监视子系统模块以及输出层,其中监视子系统模块又分为比较层 L_1 以及识别层 L_2 ,其具体结构如图1所示。其中在比较层 L_1 中拥有 m 个处理单元,对输入的信息接收和处理;识别层 L_2 是将数据信息进行分类,分成 n 个神经元。其中,参数 α 表示系统的复位系统判定值。

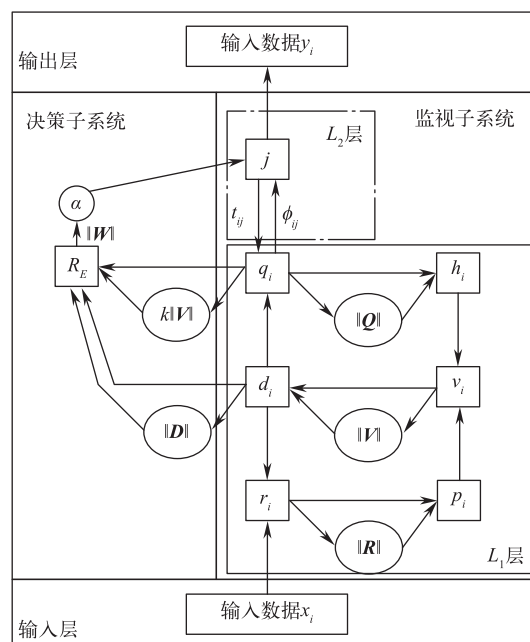


图1 ART2神经网络结构图

Fig. 1 Structure of ART2 neural network

ART2神经网络分为四个学习步骤,具体为:

1) 比较层 L_1 接收到输入层的输入信息 x_i , 输出层接收到识别层 L_2 的分析反馈, 其计算表达式为

$$\begin{cases} r_i = x_i + A d_i \\ p_i = \frac{r_i}{e + \|R\|} \\ v_i = f(p_i) + B f(h_i) \\ d_i = \frac{v_i}{e + \|V\|} \\ h_i = \frac{q_i}{e + \|Q\|} \\ q_i = d_i + \sum_{j=1}^n g(y_j) t_{ij} \end{cases} \quad (1)$$

式中, A 表示正反馈系数; B 表示负反馈系数; e 表示一个数值较小的实数; t_{ij} 为识别层 L_2 神经元指向比较层 L_1 的 q_i 神经元连接权值; R 、 V 、 Q 表示数据集, 各步骤数据处理结果。

非线性变换函数 $f(x)$ 定义为

$$f(x) = \begin{cases} \frac{2\lambda x^2}{x^2 + \lambda^2} & 0 \leq x < \lambda \\ x & \lambda \leq x \end{cases} \quad (2)$$

式中, λ 表示抗噪系统, 该值范围为0~1。

2) 识别层 L_2 接收到 q_i 神经元的输出, 会对 j^* 神经元进行激活, 其激活方式被定义为

$$T_{j^*} = \max \left\{ \sum_{i=1}^m q_i \phi_{ij} \right\} \quad (3)$$

式中, ϕ_{ij} 表示 L_1 神经元指向 L_2 的 q_i 神经元连接权值。

在神经元被成功激活时, 识别层 L_2 将输出反馈信息, 即

$$g(y_i) = \begin{cases} 0 & j \neq j^* \\ s & j = j^* \end{cases} \quad (4)$$

式中, s 为一个0~1的数, 表示其学习效率。

3) 决策子系统中对向量 D 和 Q 的相似度 W 进行对比, 其公式为

$$W = \left\| \frac{d_i + k q_i}{e + \|D\| + \|kQ\|} \right\| \quad (5)$$

式中, k 表示权重系数。若该相似度值超过复位系统判定值 α , 则表示结果符合要求, 此数据会

继续进行进一步的分析计算; 否则返回上一层再选择神经元进行相似度判断。

1.2 ACO优化算法

ART2神经网络相对比其他的无监督神经网络具有学习效率高和收敛速度快的优势, 但该方法准确度受权值的影响。蚁群智能算法是一个具备多元性、相关性和整体性的系统, 有很强的自组织特性和鲁棒性^[15], 因此引入ACO算法并与ART2神经网络结合, 以解决初始权值问题。

首先将蚁群信息进行初始化, 并定义蚁群的数量为 N 以及蚂蚁 M 的起始信息要素, 具体为

$$\Delta\gamma(M) = \exp(-G_0^*(X_M)) \quad (6)$$

式中, X_M 表示蚂蚁的起始位置。如果适应函数 G_0^* 的值无穷大, 则其 $\Delta\gamma$ 值无限接近于0, 此时需要针对函数展开更新, 具体为

$$\begin{cases} G_0^*(X_M) = \frac{G(X_M)}{G_a} & G_a > G_{a0} \\ G_0^*(X_M) = G(X_M) & G_a \leq G_{a0} \end{cases} \quad (7)$$

式中, 函数 $G(X)$ 表示更新前的适应函数值; 函数 $G^*(X)$ 表示更新后适应函数值; 参数 G_a 和 G_{a0} 分别表示适应函数的平均值和一个大于0的数。

接着利用蚁群算法展开全局搜索, 进而找到最匹配解所在区域。全局搜索首先需要在整个种群中筛选个体, 并且该个体能够被定义为种群数量与筛选比率的乘积。筛选比率 r_s 表达式为

$$r_s = \frac{M_{\max} + M_X}{2M_{\max}} \quad (8)$$

式中, $M_{\max}$ 表示全局搜索的最大迭代次数; M_X 表示全局搜索的现在迭代次数。

在完成全局搜索后, 利用局部搜索对结果进行进一步分析, 得到更为准确的最优解, 最终对 $\gamma(M)$ 进行修正, 其修正公式为

$$\gamma(M) = \Delta\gamma(M) - (\beta - 1)\gamma(M) \quad (9)$$

式中, 参数表示信息要素的发散系数, 其取值范围为0~1。

通过利用ACO算法对ART2神经网络的初始权值进行优化, 能够获得最合适的连接初始权值, 进而建立有效网络并展开训练, 完成对样本

的分类。

1.3 LVQ优化算法

利用ART2神经网络和ACO算法相结合的方法，对变压器的故障展开判断，仍然存在一定的不足。由于ART2神经网络属于无监督神经网络，故在应用时通过一个数据节点对应一个类别，如此会造成其网络的分类数据量庞大，效率不足。而LVQ神经网络作为一种有监督学习的神经网络，该算法从Kohomen算法演变得到^[16]。通过将LVQ神经网络结合进算法中，能够有效弥补分类数量效率不足的问题，进而使神经网络的分类类别和预期的类别相同。

学习矢量量化神经网络主要是三层结构，分别为输入层、竞争层以及输出层，其结构示意图如图2所示。其中，输入层的数据与竞争层内的数据全部相互连接，在竞争层中将对应的数据进行分组，并将再分组的数据分别对应输出层中的神经元。

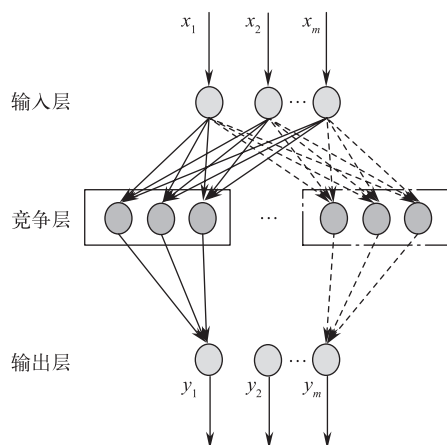


图2 LVQ算法三层结构示意图

Fig. 2 Three layer structure of LVQ algorithm

LVQ神经网络将输入层的输入数据 $X=\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 进行网络训练，利用距离计算匹配在竞争层中的获胜神经元，并将获胜的神经元在竞争层中进行分类，此时通过判断分类与预期是否相同进而调整权值 ϕ_{ij} ，具体表达式为

$$\begin{cases} \Delta\phi_j = +\mu(X - \phi_j) & \text{分类相同} \\ \Delta\phi_j = -\mu(X - \phi_j) & \text{分类不同} \end{cases} \quad (10)$$

式中， μ 表示LVQ神经网络的学习效率。

2 复合神经算法诊断流程

通过利用ART2神经网络、ACO算法以及LVQ神经网络算法相结合建立复合智能算法，该算法在变压器故障诊断时主要流程如图3所示。主要步骤为：

- 1) 将ACO算法初始化，并对蚁群数量、迭代次数和收敛准确度等进行设定。
- 2) 初始化ART2神经网络，设定其领域半径，并归一化样本数据。
- 3) 通过ART2-ACO算法优化其ART2神经网络的初始权值。
- 4) 利用该初始权值建立LVQ神经网络，并利用该网络对样本进行学习和训练。
- 5) 对样本的训练结果进行判定，若达到终止条件则停止训练；否则重新迭代再次展开训练。
- 6) 将测试的样本都通过归一化处理，并通过训练完毕的ART-ACO-LVQ复合神经网络对其进行识别。

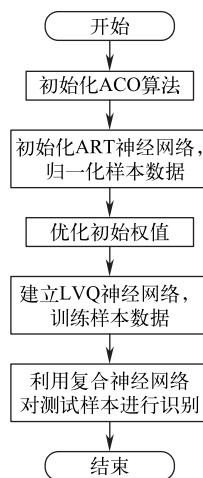


图3 复合神经网络故障诊断流程

Fig. 3 Fault diagnosis process of composite neural network

3 复合神经网络算法应用分析

3.1 参数设定

利用基于ART-ACO-LVQ复合神经网络算法对变压器的不同故障进行诊断应用。利用MATLAB软件建立复合神经网络算法，并且通过设置不同的变压器故障类型对该神经网络算法

展开训练,主要包括正常状态、高温过热故障、中低温过热故障、高能量放电故障以及低能量放电故障五个故障类型的200组样本数据。此外将蚁群的总数量设定为30,最大的迭代次数设定成500次,收敛准确度设定为0.01%。将训练样本数据进行归一化处理后,分别利用不同的神经网络算法进行故障诊断,并设定包含上述五种故障类型的25个测试样本,预期的预测结果见表1。

表 1 样本预测结果
Tab.1 Sample prediction results

分组编号	故障类型	样本数量	目标输出
类型 A	正常状态	5	(1 0 0 0 0)
类型 B	高温过热	5	(0 1 0 0 0)
类型 C	中低温过热	5	(0 0 1 0 0)
类型 D	高能量放电	5	(0 0 0 1 0)
类型 E	低能量放电	5	(0 0 0 0 1)

3.2 诊断结果及分析

为了有效验证复合神经网络算法对变压器故障的识别率,将基于复合神经网络算法诊断结果分别与ART2神经网络算法诊断结果、ART-ACO神经网络算法的诊断结果进行对比分析。

利用ART2神经网络算法对25个测试样本进行分析的结果如图4所示。从图4中能够得到,只有针对变压器正常状态下仅利用ART2神经网络算法的诊断结果正确率较高,达到100%,而针对其他故障类型的分类结果均不理想。

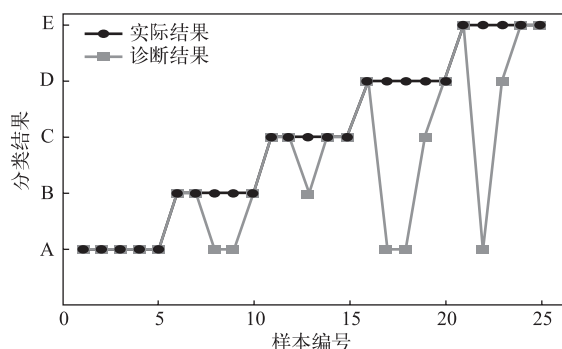


图 4 基于 ART2 神经网络算法诊断结果

Fig. 4 Diagnosis results based on ART2 neural network algorithm

利用ART-ACO神经网络算法对25个测试样本进行分析的结果如图5所示。从图5中能够得

到,该算法针对变压器正常状态下和中低温故障的诊断结果正确率较高,达到100%,而针对放电故障类型的分类结果并不理想。此外,通过对比得到该方法诊断效果略优于仅使用ART2神经网络算法的诊断效果。

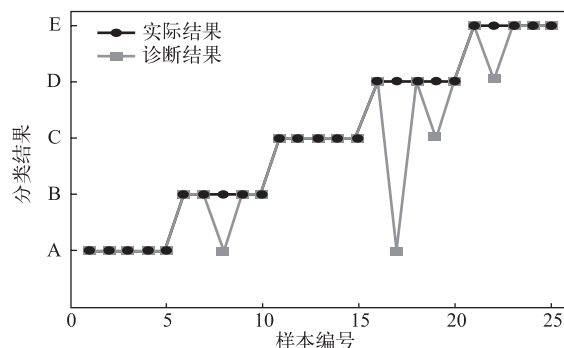


图 5 基于 ART-ACO 神经网络算法诊断结果

Fig. 5 Diagnosis results based on ART-ACO neural network algorithm

为了进一步提高对变压器故障的诊断准确率,利用ART-ACO-LVQ复合神经网络算法对25个测试样本进行分析的结果如图6所示。从图6中能够得到,基于该算法的诊断结果与实际结果完全一致,针对不同的变压器故障类型其准确率均达到了100%。

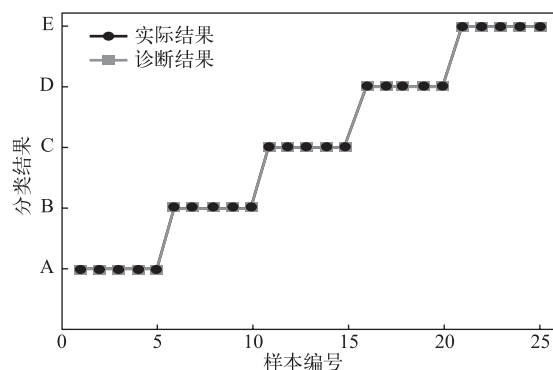


图 6 基于复合神经网络算法诊断结果

Fig. 6 Diagnosis results based on composite neural network algorithm

为了验证所提的基于ART-ACO-LVQ复合神经网络算法的变压器故障诊断方法的有效性,对上述不同方法所得到的故障识别正确率进行对比,其结果见表2。从表2中能够得到,基于ART2神经网络算法诊断平均正确率仅为68%;

基于ART-ACO神经网络算法诊断平均正确率有所提高,达到84%;通过复合神经网络算法的诊断平均正确率达到了100%。进而表明所提的基于ART-ACO-LVQ复合神经网络算法的故障识别效果最佳。

表2 三种神经网络算法诊断正确率对比
Tab.2 Comparison of diagnostic accuracy of three neural network algorithms

单位: (%)

故障类型	诊断正确率		
	ART2	ART-ACO	ART-ACO-LVQ
正常状态	100	100	100
高温过热	60	80	100
中低温过热	80	100	100
高能量放电	40	60	100
低能量放电	60	80	100

4 结束语

本文针对基于ART-ACO-LVQ复合算法的变压器故障诊断方法展开了一系列的研究。首先通过利用ACO算法与ART2算法相结合,优化了其初始权值,改善了ART2算法在聚类过程中不能有效利用每个神经元的不足;接着通过结合具有有监督学习特点的LVQ神经网络算法,得到基于ART-ACO-LVQ复合神经网络算法,并利用该复合算法对不同的变压器故障进行诊断。仿真结果表明:在针对五种不同的变压器故障类型中,基于ART-ACO-LVQ复合神经网络算法的故障诊断正确率达到100%,比仅利用ART2神经网络算法的诊断结果高出32%,比基于ART-ACO神经网络算法的诊断结果高出16%。因此,表明所提的基于ART-ACO-LVQ复合神经网络算法的故障识别效果最佳,该方法具有较高的正确性以及可靠性。

参考文献

- [1] 张怀天,荆龙,吴学智,等. 电力电子变压器自治运行控制策略[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(4): 89-94.
- [2] 王健一,刘雪丽,孙建涛,等. 油纸绝缘新型老

化表征物研究进展与展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(21): 7517-7528.

- [3] LI Q, LIU W, HAN S, et al. Analysis on partial discharge characteristics of epoxy resin insulation during high-frequency electrical-thermal aging[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(2): 389-395.
- [4] 刘昌,邵山峰,廖瑞金,等. 特高压换流变压器绝缘油老化特性研究[J]. 高电压技术, 2019, 2(3): 730-736.
- [5] 许修乐,李金忠,王健一,等. 变压器可靠性评价及状态评估方法综述[J]. 高压电器, 2017, 53(8): 211-216, 223.
- [6] 吴瞻宇,董明,王健一,等. 基于模糊关联规则挖掘的电力变压器故障诊断方法[J]. 高压电器, 2019, 1(8): 157-163.
- [7] LI J, ZHANG Q, KE W, et al. Optimal dissolved gas ratios selected by genetic algorithm for power transformer fault diagnosis based on support vector machine[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2016, 23(2): 1198-1206.
- [8] 兰华,郑广瑞,孙学林,等. 基于Vague集的模糊聚类在变压器故障诊断中的研究[J]. 电测与仪表, 2011, 48(1): 46-49, 71.
- [9] WANG Q, WANG S, SHI R, et al. A power transformer fault diagnosis method based on random vector functional-link neural network[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 1(1): 1-18.
- [10] 郑含博,王伟,李晓纲,等. 基于多分类最小二乘支持向量机和改进粒子群优化算法的电力变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3424-3429.
- [11] 单亚峰,段金凤,付华,等. 基于SSA-AdaBoost-SVM的变压器故障诊断[J]. 控制工程, 2022, 29(2): 280-286.
- [12] 陈耀辉,马星河. 一种改进CS-BP神经网络算法的矿用变压器故障诊断方法[J]. 煤矿机电, 2021, 42(6): 7-10.
- [13] 吴肇中,郝如江,陆一鹤. 基于改进的ART2神经

- 网络的滚动轴承故障诊断[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2019, 1(6): 537-543.
- [14] PETKOV T, MUSTAFA Z, SOTIROV S, et al. Upon the opportunity to apply ART2 Neural Network for clusterization of biodiesel fuels[J]. Acta Scientifica Naturalis, 2016, 3(1): 19-24.
- [15] MEDVEDEV S, MEDVEDEVA O, ZUEVA Y, et al. Formulation and algorithmization of the interleaved vehicle routing problem[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1203: 012053.
- [16] 朱玉斌, 李华聪. 基于LVQ网络的航空发动机气路故障特征提取方法研究[J]. 测控技术, 2014, 33(6): 24-2.

作者简介

高忠江(1982—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为企业电力智能运维。

周有为(1981—), 男, 高级工程师, 主要从事企业/园区智能配电网、智能微电网、风光储一体化项目等相关工作。

钟雨哲(1988—), 男, 工程师, 研究方向为电力系统优化和变电站二次设计。

童建林(1979—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为计算机软件系统设计与开发。

余代海(1987—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力系统优化和变电站二次设计。

(收稿日期: 2022-03-31)