

基于 BP 和 RBF 神经网络的军事装备维修保障点选址问题研究

董 鹏 卢 苇 秦芙蓉
(海军工程大学管理工程系 武汉 430033)

摘 要 针对军事装备维修保障点选址问题,分别提出了基于 BP 和 RBF 神经网络的选址研究方法,构建了神经网络模型,设计了相应的算法步骤,并结合实际算例进行了具体分析;最后针对两种神经网络的不同适用情况进行了对比研究。

关键词 军事装备,维修保障点,选址问题,BP 神经网络,RBF 神经网络

中图分类号 F272 文献标识码 A

Study on Military Equipment Maintenance Support Sites' Location Problem Based on BP and RBF Neural Network

DONG Peng LU Wei QIN Fu-rong

(Department of Management Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract To solve the scientific location problems of military equipment maintenance support sites, we proposed location method based on BP and RBF neural network model, designed computational procedures, illustrated an application case, and finally finding the different types of problem which the two methods are suited.

Keywords Military equipment, Maintenance support sites, Location problem, BP neural network, RBF neural network

1 引言

装备维修保障是军队现代化建设的一项重要工程^[1],而军事装备维修保障点的选址问题又是装备维修保障的重要基础性工作之一。保障点的科学选址,能够满足损伤装备及时“再生”、促使装备作战能力及时增强,满足军事装备及时维修的需要,对军队战斗力的生成和提高具有极大的促进作用,一直是研究者们关注的热点之一。因此,认真分析军事装备维修保障面临的新形势,总结近年来军事装备维修保障点选址的经验,使之系统化、理论化、科学化,是当前军队体制编制调整环境下赋予我们的一项重要课题^[2]。

目前在部队装备维修保障等级中,装备维修保障点的选址仍存在较大问题:保障点选址科学性不足,有专家参与的决策机构相对较少,大多数是由机关领导与基层主官参与决策;维修保障点的科学选址只在基地级和部分比较重要的中继级选址中得到重视,而在基层级以及其他中继级选址中却被忽视,且缺乏科学的理论方法将经验数据利用起来^[3]。因此,对现代军事装备维修保障点的选址问题进行科学研究显得尤为重要。

基于神经网络的选址方法为解决上述问题提供了一条有效思路。通过 BP 及 RBF 神经网络的应用,模拟出专家的思路,对军事维修保障点进行等级评价,可更好地为维修保障点的选择提供决策依据。本文最后将两种方法进行对比与评价,明确两者的优缺点,以便在应用中根据不同的选址问题选择合适的方法。

2 军事装备维修保障点选址的要求及神经网络适用性分析

通过查阅文献及调查分析发现,各类军事维修保障点的建设要求包括以下几个方面^[4]。

(1)隐蔽要求。平时避免外军侦查,是防止出现因敌方侦查而导致的作业失泄密现象;战时避免敌军攻击,能保证我军军事装备得以维修“再生”,从而再次投入战场。所以,军事装备维修保障点的选址要有一定的隐蔽性要求。

(2)防卫要求。比较重要的军事装备维修保障点应该具有一定的防卫能力,以在战时减小敌军的攻击破坏力,保证军事装备维修保障点具备一定的维修保障能力。

(3)地价要求。即便是军事用地,也逐渐出现征地难、买地贵的现象。由于军费有限,地价因素也需考虑。

(4)环境要求,包括自然环境和人文环境。维修保障点的选址应该尽可能避免设置在高温、潮湿或其他恶劣环境中,以延缓装备的损耗;同时也应该避免设置在闹市中或民风恶劣的乡镇中,以免出现失泄密或军民纠纷现象。

(5)水文要求。大型装备或进口设备需要水运的,应该考虑把军事装备维修保障点设置在沿海、沿江或码头附近。

(6)交通要求。平时,良好的交通是运输的需要;而在战时,良好的交通则是作战保障或危险疏散的必要条件。

(7)面积要求。根据装备保障管理部门和使用单位提出的要求,组织有关专家系统论证后确定,保证军事装备维修保障点的面积能够满足维修保障点的功能,可以配套足够的设

本文受国家自然科学基金资助项目(71320107001),海军工程大学自主立项项目资助。

董 鹏(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为军事物流、装备采购管理;卢 苇(1991—),女,硕士,主要研究方向为装备采购管理;秦芙蓉(1993—),女,硕士,主要研究方向为装备采购管理。

施对军事装备进行维修保障。

(8)能源要求。军事装备维修保障点要选择在能源供应充足的地方,特别是对于等级较高的维修保障点,其中大型的维修保障设备耗能巨大,必须考虑能源要求。

在以上选址要求的基础上,考虑通过人工神经网络进行选址问题的决策。当前,随着科学技术的高速发展,人们对自动控制和优化计算等方面的要求越来越高,迫切需要提高对信息处理的智能水平,而人工神经网络就是在这样的背景下提出来的。由于人工神经网络是模拟的人脑神经功能,它具有很强的自我学习能力,能适应复杂环境和满足多目标控制的要求。使用神经网络解决军事装备维修保障点选址问题的适用性主要体现在以下几个方面^[5]:

(1)在某些缺乏有关专家参与的场合,如基层级军事装备维修保障点选址,能够借鉴神经网络做出决策。

(2)在某些来不及仔细权衡各个维修保障点选址的时机,如在瞬息万变的战场上选择一个基层级的维修保障点,神经网络可以通过以往数据快速为指战员提供一个选址方案。

(3)神经网络可以将以往的选址数据利用起来,极大地提高信息的利用率,适应信息化时代高技术作战的需要。

(4)神经网络的选址可以方便地不断更新与优化,与其他软件结合起来形成一种选址工具,让用户更加方便地使用。通过工具,能够让一个没有从事维修保障点选址研究的非专业人员也能够完成一些选址任务。

3 基于 BP 神经网络的军事装备维修保障点选址问题

3.1 BP 神经网络的基础理论分析

BP (Back-Propagation Training) 神经网络是一种多层前馈神经网络。它的名字源于在网络训练中调整网络权值的训练算法,它是一种误差反向传播学习算法。

(1)BP 网络结构

BP 神经网络是一种有 3 层或 3 层以上神经元的神经网络,包括输入层、中间层(隐层)和输出层。上下层之间实现全连接,而每层神经元之间无连接。当一对学习样本提供网络后,神经元的激活值从输入层经各中间层向输出层传播,在输出层的各神经元获得网络的响应^[6]。接下来,按照减小目标输出与实际输出之间误差的方向,从输出层反向经过各中间层回到输入层,从而逐层修正各连接权值,这种算法被称为误差反向传播算法。

(2)BP 神经网络学习规则

BP 的学习过程主要由以下 4 部分组成。

1)输入模式顺传播,即输入模式由输入层经中间层向输出层传播计算。这一个过程主要利用输入模式求出它所对应的实际值。

2)输出误差逆传播,即输出的误差由输出层经中间层传向输入层。在第 1)步计算中得到网络的实际输出值,当这些实际的输出值与希望的输出值不一样或者其误差大于所限定的数值时,就要对网络进行校正。这里的校正是从后向前的,所以叫作误差逆传播。

3)循环记忆训练。为使网络的输出误差趋于极小值,对于 BP 网络输入的每一组训练模式,一般要经过数百次甚至上万次的循环记忆训练才能使网络记住这一模式。这种循环记忆实际上就是反复上面的输入模式顺传播和输出模式逆传播过程。

4)学习结果判断的识别。每次循环记忆训练结束后,都要进行学习结果的判别。判别的目的是检查输出误差是否已经小到允许的程度,若是则可以结束整个学习过程,否则还要进行循环模式。学习或者训练的过程是网络全局误差趋向极小值的过程。当然对于 BP 网络,其收敛过程存在两个很大的缺陷,即收敛速度慢和存在“局部极小点问题”。

3.2 基于 BP 神经网络的模型建立与分析

在假设以上指标的条件下,所设计算法的流程如图 1 所示。

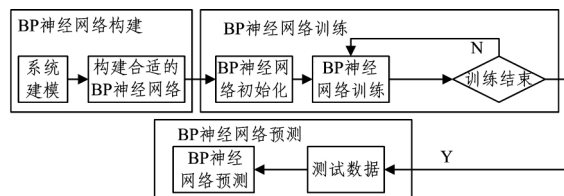


图 1 BP 算法流程

(1)BP 神经网络的构建。假设存在一个非线性函数,该函数由专家通过计算得到,函数的作用是整理历史方案的各指标的评价,并输出各个方案的总评。设置 10 个历史方案,它们是专家通过打分得到的模糊评价矩阵,如果评分是百分制,则通过归一化同样可以得到表 1。

表 1 10 组历史方案的指标评价

方案	隐蔽	防卫	地价	环境	水文	交通	面积	能源	总评
方案 1	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
方案 2	0.80	0.87	0.89	0.82	0.78	0.80	0.75	0.33	0.79
方案 3	0.67	0.93	0.22	0.75	1.00	0.80	0.49	0.66	0.74
方案 4	0.92	0.72	0.67	0.66	0.56	0.80	0.75	0.69	0.91
方案 5	0.87	0.93	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.96
方案 6	0.80	0.72	0.89	0.82	0.89	0.80	0.75	1.00	0.83
方案 7	0.67	0.72	0.67	0.66	0.67	0.60	0.49	0.66	0.69
方案 8	0.72	0.80	0.78	0.75	0.78	0.80	0.75	0.66	0.75
方案 9	0.60	0.60	0.56	0.58	0.56	0.60	0.49	0.66	0.58
方案 10	0.47	0.47	0.44	0.41	0.44	0.40	0.49	0.35	0.51

而今,将历史方案的 10 组指标的评分作为函数输入数据,将历史方案的 10 组总评作为函数的输出数据。用 MATLAB 建立 BP 神经网络。

(2)BP 神经网络训练。用建立好的 BP 神经网络进行训练,训练目标参数为 0.0001,迭代次数为 1000,学习率取默认值 0.1。MATLAB 计算过程中的 BP 神经网络训练使用了 BP 理论中的输入模式顺传播和输出误差逆传播。

1)输入模式顺传播

设输入模式向量为 $A_k = [a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k] (k=1, 2, \dots, m; m \text{ 为学习模式对数}; n \text{ 为输入层单元个数})$ 。

与输入模式相对应,希望输出 $Y_k = [y_1^k, y_2^k, \dots, y_q^k] (q \text{ 为输出层单元数})$ 。

根据 M-P 神经元模型原理,计算中间层各神经元的激活值:

$$s_j = \sum_{i=1}^n W_{ij} \cdot a_i - \theta_j, j=1, 2, \dots, p \quad (1)$$

其中, W_{ij} 为输入层至中间层的连接权; θ_j 为中间层单元的阈值; p 为中间层单元数。

激活函数采用 S 型函数,即:

$$f(x) = 1/[1 + \exp(-x)] \quad (2)$$

将上面的激活值代入激活函数中即可得中间层 j 单元的激活值为:

$$b_j = f(s_j) = 1/[1 + \exp(-\sum_{i=1}^n W_{ij} \cdot a_i + \theta_j)], j=1, 2, \dots, p \quad (3)$$

阈值 θ_j 在学习过程中和权值一样也不断地被修正。阈值的作用相当于将输出值移动了 θ 个单位。同理,可求得输出端的激活值和输出值。设输出层第 i 个单元的激活值为:

$$l_i = \sum_{j=1}^p V_{ji} \cdot b_j - \gamma_i \quad (4)$$

设输出层第 t 个单元的实际输出值为 c_t , 则:

$$c_t = f(l_t), t=1, 2, \dots, q \quad (5)$$

其中, V_{ji} 为中间层至输出层的连接权; γ_i 为输出层单元阈值; f 表示 S 型激活函数。

利用以上各式就可以计算出一个输入模式的顺传播过程。

2) 输出误差逆传播

设输出层的校正误差为:

$$d_i^k = (y_i^k - c_i^k) f'(l_i^k) \quad (6)$$

其中, $t=1, 2, \dots, q; k=1, 2, \dots, m; y_i^k$ 为希望输出; c_i^k 为实际输出值; $f'(\cdot)$ 表示对输出层函数的导数。

中间层各单元的校正误差为:

$$e_j^k = (\sum_{i=1}^q V_{ji} \cdot d_i^k) f'(s_j^k) \quad (7)$$

其中, $j=1, 2, \dots, p; k=1, 2, \dots, m$ 。

这里要注意,每一个中间单元校正误差都是由 q 个输出层单元校正误差传播而产生。求得校正误差后,可利用 d_i^k 和 e_j^k 沿逆方向逐层调整输出层至中间层、中间层至输入层的权值。输出层至中间层的连接权和输出层阈值的校正量为:

$$\Delta V_{ji} = \alpha \cdot d_i^k \cdot b_j^k \quad (8)$$

$$\Delta \gamma_i = \alpha \cdot d_i^k \quad (9)$$

其中, b_j^k 为中间层 j 单元的输出; d_i^k 为输出层的校正误差。 $j=1, 2, \dots, p; t=1, 2, \dots, q; k=1, 2, \dots, m; 0 < \alpha < 1$ (学习系数)。

中间层至输入层的校正量为:

$$\Delta W_{ji} = \beta \cdot e_j^k \cdot a_i^k \quad (10)$$

$$\Delta \theta_j = \beta \cdot e_j^k \quad (11)$$

表 2 4 个待分类方案的等级评价指标

指标方案	隐蔽	防卫	地价	环境	水文	交通	面积	能源	总评
方案 1	0.9200	0.8000	0.8900	0.9200	0.8900	0.8000	1.0000	1.0000	\
方案 2	0.5200	0.8000	0.6700	0.8200	0.7800	0.6000	0.4900	0.7200	\
方案 3	0.6700	0.5200	0.4900	0.3200	0.4900	0.4000	0.1900	0.2900	\
方案 4	0.0800	0.2300	0.4600	0.3200	0.2900	0.3000	0.5400	0.3300	\

方案 1—方案 4 的总评分别为: 0.9630, 0.7057, 0.6184, 0.2768。

由输出结果可以知道, 方案 1 优于其他方案, 其次是方案 2—方案 4。

值得注意的是, BP 神经网络虽然具有较高的拟合能力, 但是网络预测结果仍然有一定的误差。当然, 若使用多隐层 BP 神经网络, 预测精度会有所提高, 但是训练时间却会变长。

4 基于 RBF 神经网络的军事装备维修保障点选址问题

4.1 RBF 神经网络的基础理论分析

RBF 神经网络 (Radical Basis Function, RBF) 是 Powell 于 1985 年提出的径向基函数^[7]。其基本思想是用 RBF 作为隐单元的“基”来构成隐层空间, 隐层对输入矢量进行变换, 将低维的模式输入数据变换到高维空间内, 使得在低维空间内的线性不可分的问题在高维空间内线性可分。RBF 神经网络属于前向神经网络类型, 网络的结构与多层前向网络类似, 是一种三层的前向网络。该网络结构简单、训练简洁而且

其中, e_j^k 为中间层 j 单元的校正误差。 $i=1, 2, \dots, n; 0 < \beta < 1$ (学习系数)。

经计算, MATLAB 的输出结果为:

TRAINLM-calcjx, Epoch0/1000, MSE0.192514/0.0001, Gradient0.369313/1e-010

TRAINLM-calcjx, Epoch5/1000, MSE4.86862e-005/0.0001, Gradient0.00512216/1e-010

TRAINLM, Performance goal met. TRAINLM, Performance goal met. TRAINLM, Performance goal met

这表示, 训练 5 次后能达到 0.0001 精度的要求。训练后, 输出结果与实际值的对比如图 2 所示。

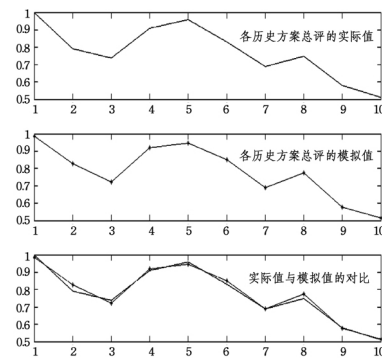


图 2 BP 神经网络训练的模拟情况

(3) BP 神经网络预测。设待评价方案有 4 个, 方案等级评价指标如表 2 所列。方案的数据可以通过以往记录查询得到, 还可以通过专业人员实地考察得到, 还可以通过机关部门和基层主官经验得到, 如果打分不在 0~1 之间, 则可以把数据归一到 0~1 之间。用训练好的 BP 神经网络预测函数的输出, 将待评价的方案代入神经网络输出结构, 可算得结果。

学习收敛速度快, 能逼近任意非线性函数, 因此已被广泛应用于多种领域^[8]。

BP 神经网络学习算法需要求解的参数有 3 个: 基函数的中心、方差以及隐含层到输出层的权值。根据径向基函数中心选取方法的不同, RBF 网络有多种学习方法, 如随机选取中心法、自组织选取法、有监督选取中心法和正交最小乘法。此处选用自组织选取中心的 RBF 神经网络学习法。该方法由两个阶段组成: 1) 自组织学习阶段, 此阶段为无导师学习过程, 求解隐含层基函数的中心与方差; 2) 有导师学习阶段, 此阶段求解隐含层到输出层之间的权值^[9]。具体步骤如下:

步骤 1 基于 K-均值聚类方法求函数中心 c 。

1) 网络初始化: 随机选取 h 个训练样本作为聚类中心 c_i ($i=1, 2, \dots, h$)。

2) 将输入的训练样本集合按最近邻规则分组: 按照 x_p 与中心为 c_i 之间的欧氏距离将 x_p 分配到输入样本各个聚类集合 v_p ($p=1, 2, \dots, P$) 中。

3) 重新调整聚类中心: 计算各个聚类集合 v_p 中训练样本的平均值, 即新的聚类中心 c_i , 如果新的聚类中心不再发生变

化,则所得到的 c_i 即为 RBF 神经网络最终的基函数中心,否则返回 2),进行下一轮的中心求解。

步骤 2 求解方差 δ_i 。

该 RBF 神经网络的基函数为高斯函数,方差 δ_i 可由下式求解:

$$\delta_i = \frac{c_{\max}}{\sqrt{2h}}, i=1,2,\dots,h \quad (12)$$

其中, $c_{\max}$ 是所选中心之间的最大距离。

步骤 3 计算隐含层和输出层之间的权值。

隐含层至输出层之间神经元的连接权值可以用最小二乘法直接计算得到,计算公式如下:

$$\omega = \exp\left(\frac{h}{c_{\max}^2} \|x_p - c_i\|^2\right) \quad (13)$$

其中, $i=1,2,\dots,h; p=1,2,\dots,P$

4.2 基于 RBF 神经网络的模型建立与分析

(1)RBF 神经网络的构建。利用 RBF 网络拟合未知函数,假设该函数是以往专家通过对历史选址方案选址总结得到的。现将历史方案的数据作为 RBF 神经网络的训练数据(数据如前文所述)。用 MATLAB 建立 RBF 神经网络。

(2)RBF 神经网络训练。用建立好的 RBF 神经网络进行训练,训练的均方差目标为 0.0;径向基函数的扩展速度为 1;算法计算过程中径向基函数是高斯函数,而激活函数为:

$$R(x_p - c_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} \|x_p - c_i\|^2\right) \quad (14)$$

其中, $\|x_p - c_i\|$ 为欧氏范数; c_i 为高斯函数的中心; δ 为高斯函数的方差; $i=1,2,\dots,h$ 。

由径向神经网络的结构可得网络的输出为:

$$y_i = \sum_{j=1}^k \omega_{ij} \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} \|x_p - c_i\|^2\right) \quad (15)$$

其中, $x_p = (x_1^p, x_2^p, \dots, x_m^p)^T$ 为第 p 个输入样本; $p=1,2,\dots,P$, P 为样本总数; c_i 为网络隐含层结点的中心; ω_{ij} 为隐含层到输入层的连接权值; $i=1,2,\dots,h$ 为隐含层节点数; y_i 为与输入样本对应的网络的第 j ($j=1,2,\dots,n$) 个输出结点的实际输出。

设 d 是样本的期望输出值,那么基函数的方差可表示为:

$$\delta = \frac{1}{P} \sum_j \|d_i - y_j c_i\|^2 \quad (16)$$

通过训练,误差值最后达到 $error = 1.0 \times 10^{-4}$ 。输出结果与实际结果图的对比如图 3 所示。

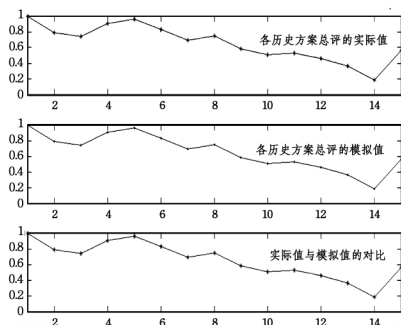


图3 RBF神经网络训练的模拟情况

(3)RBF 神经网络预测。用训练好的 RBF 神经网络预测函数的输出,将待评价的方案(数据如前文所述)代入神经网络输出结构,可算得方案评分。方案一—方案四的总评分别为:0.9316,0.6523,0.6270,0.4932。

可以看出,RBF 输出结果与 BP 神经网络的输出结果是一致的,不过从训练效果看,RBF 网络由于更适合于少量数

据的处理,因此训练效果要比 BP 神经网络好。基于本例,当历史数据较少时,在数据信任度上,RBF 神经网络所给出的数据更优。

5 BP 和 RBF 神经网络选址问题的对比与评价

BP 神经网络和 RBF 神经网络都是在假设指标与总评之间存在一个决策函数的前提下对决策函数进行拟合的,最后再用拟合出来的函数重新决策。

(1)相对于 RBF 网络,BP 网络更适合解决复杂非线性化的问题。因为只使用三层的神经网络就能以任意精度逼近任何非线性连续函数,使得 BP 网络所使用的神经元以及其占用的输入空间比较小。但是,由于 BP 网络是一种局部搜索的优化方法,存在陷入局部极值的可能,因此会导致每次训练后得到的结果都有所不同,本文则是给出其中一个结果。当然,即便结果不一样,方案的优劣顺序也是不变的。另外,BP 网络算法的收敛速度也较较慢。

(2)对于 RBF 网络,其结构比 BP 网络更加简单,而且学习收敛速度较快,同时也具有满足逼近任意非线性函数的功能。所以,在算例中样本数据较少时,采用 RBF 网络要比采用 BP 网络更好,误差可以达到 10^{-14} 。但是,这不等于在其他情况下 RBF 网络就可以代替 BP 网络。当样本数据较多时,RBF 网络需要比 BP 网络更多的隐含层神经元来达到预期的训练目标,训练时间和训练效果都很难保证。

在应用神经网络解决问题时,需要根据实际情况,结合两种方法的优缺点,选择最适合的方法。

结束语 本文主要研究了基于 BP 和 RBF 神经网络的军事装备维修保障点选址问题,很好地解决了在缺乏专家经验时基层级装备维修保障点如何科学地进行选址决策的问题,并将两种神经网络在选址中的应用进行对比,找出不同网络的适用范围,从而使在实际选址问题中选择更合适的方法解决问题。

将神经网络与军事维修保障点选址结合起来,能够更好地、更快捷地完成选址任务,对加速形成武器装备的战斗力和保障力有着极其重要的现实意义和军事经济效益。

参考文献

- [1] 张景臣. 军事装备维修保障概论[M]. 北京:国防工业出版社, 2012.
- [2] 赵承光. 军事装备技术保障学[M]. 北京:解放军出版社, 2006.
- [3] 刘志勤,王兴录. 战时装备保障概论[M]. 北京:军事科学出版社, 2002.
- [4] DAI J, ZONG H. 基于复杂网络聚类的最优选址模型[J]. 地理科学, 2016, 33(2): 143-149.
- [5] 何亚群,胡寿松. 基于粗糙集的空军航材供应点的偏好选址[J]. 系统工程理论与实践, 2003, 23(7): 95-99.
- [6] KOWALCZYK A, FERRA H. Generalization in Feedforward Networks[J]. Acta Biologica Hungarica, 1994, 60(3): 215-222.
- [7] KWOK T Y, YEUNG D Y. Constructive algorithms for structure learning in feedforward neural networks for regressing problems[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1997, 8(3): 630-645.
- [8] 王旭,王宏,王文辉. 人工神经网络原理与应用[M]. 沈阳:东北大学出版社, 2000.
- [9] FNAIECH F, BASTARD D, BUZENAC V, et al. A fast Kalman filter based new algorithm for training feedforward neural networks[C]//Proc. EUSIPCO 94. Edinburg, UK, 1994: 13-16.