

基于信息标签体系的人员岗位匹配方法研究

武国斌, 张之明, 杨文欣

(武警工程大学 信息工程学院, 陕西 西安 710086)

摘要: 人力资源管理信息化, 既是信息化建设的重要内容, 又是重要支撑和保证。随着人力资源数据不断积累, 如何借助先进的科学技术从海量数据中挖掘出有价值的信息是当前研究领域的热点问题之一。本文依托于人力资源数据, 提出了基于双向长短时记忆网络的图采样聚合模型生成模型标签, 并构建了岗位和人员信息标签体系; 提出了两种人岗匹配方法, 实现了智能化的人员岗位匹配。实验表明, 本文提出的模型方法取得了较好的效果, 为相关数据信息的有效组织与管理提供了一种良好的解决方案, 并为实现人力资源的智能化管理提供了有效借鉴。

关键词: 人岗匹配; 信息标签体系; 图神经网络

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

DOI: 10.19358/j.issn.2097-1788.2024.09.007

引用格式: 武国斌, 张之明, 杨文欣. 基于信息标签体系的人员岗位匹配方法研究[J]. 网络安全与数据治理, 2024, 43(9): 41-48.

Study on staffer-post matching methods based on information tag hierarchy

Wu Guobin, Zhang Zhiming, Yang Wenxin

(College of Information Engineering, Engineering University of PAP, Xi'an 710086, China)

Abstract: The information of human resource management is not only a significant content of information construction, but also an important support and guarantee. As human resource data keep accumulating, how to extract valuable information from massive data with the help of advanced science and technology is one of the hot issues in the current research field. Relying on human resource data, this paper proposed BGS model to generate model tags, constructed post and staffer information tag hierarchies, and proposed two methods to realize intelligent staffer-post matching. Experiments show that the proposed models and methods achieve better performance, providing a solution for the construction of the post and staffer information tag hierarchies, and providing an effective reference for the intelligent management of human resources.

Key words: person-post matching; information tag hierarchy; Graph Neural Network

0 引言

“为治之要, 莫先于用人。”党的十八大以来, 关于如何识才、爱才、育才、用才以及人才工作机制改革等问题也越来越受到重视。通过深入调研与分析, 当前各级业务部门在干部考核选拔和抓人才队伍建设方面, 往往还是靠工作经验、主观判断和定性分析等传统方法。不仅缺乏系统科学的信息化辅助手段, 使得对人员历史信息掌握不连贯、考核评价千人一面、方法手段低效滞后, 还严重影响了干部选拔任用工作质量层次。同时, 随着大数据的应用范围不断拓展延伸以及信息化建设逐渐展开, 专业门类越来越多, 岗位分工越来越细, 现行的人力资源管理模式手段已难以适应科学化、精细化管理要求。

本文运用数据挖掘、人工智能等先进理念和技术,

加强信息数据深度开发。通过对人员和岗位信息进行标签化处理, 构建岗位和人员的信息标签体系, 并根据信息标签体系表现出的树图形式, 将人岗匹配问题转化为图匹配问题, 设计了两种人岗匹配方法, 实现了人员岗位的智能化、科学化、精准化匹配, 以推动人力资源管理的现代化进程。

1 信息标签体系的构建

标签是某一对象的特征的符号表示, 通过分析对象的相关数据, 抽取出具有代表性的信息特征, 更有效、直观地呈现对象的概貌。标签具有两个重要的特征: 一是能够在一定程度上归纳和抽象事物特征, 二是使用文字、数字等可理解的符号作为特征的表示形式。由于单个标签是无层次化结构的描述信息, 且随着人们在众多

领域使用标签的需求增多,标签的数量也日益增长,标签容易呈现杂乱无章、管理低效等问题。因此,需要具有层次化管理作用的信息标签体系,对标签进行有序的存储与管理。

信息标签体系搭建于数据基础平台之上,是服务于“用户画像”“知识图谱”“匹配推荐”等上层应用的中间层。构建信息标签体系,一方面旨在构建独立标签之间的联系,使得众多标签在各维度上不孤立,可以更好地感知标签的意义,而不只是提供 yes/no 的结果;另一方面可以提高标签的使用效率和使用效果,挖掘出更深入的潜在价值,提供更高质量的服务。

结合实际需求,本文主要围绕结构化的树形信息标签体系展开研究。本文设计的信息标签体系是对人员属性和岗位特征的抽象分类与提炼概括,通过形成一套程式化、字典化、反映人员和岗位要素全貌的树形组织结

构,为人员画像和岗位描述标签化提供标准规范,并搭建人岗匹配的桥梁媒介,提升匹配推荐的准确率。

本文所设计的信息标签体系主要由标签类目、标签、标签值组成^[1]。标签类目是标签的分类组织方式,目的是管理和查找标签,便于从不同角度、不同层面观察数据,一般采用多级类目,具有名称和权重属性。根类目为标签对象,标签类目中的节点称为类目标签。标签是利用原始数据,通过一定的加工逻辑产出,能够归纳对象的属性特征的数据,具有名称、权重、标签类型和是否为硬性条件等属性。标签值则为对应标签的具体取值,如“性别”标签的标签值为“男”,具有标签名、标签对象 ID 和权重等属性。一个标签往往对应多个标签值,一个标签值可包含多个具体的对象 ID。

本文参考课题项目,设计岗位和人员信息标签体系的标签类目分别如图 1 和图 2 所示。

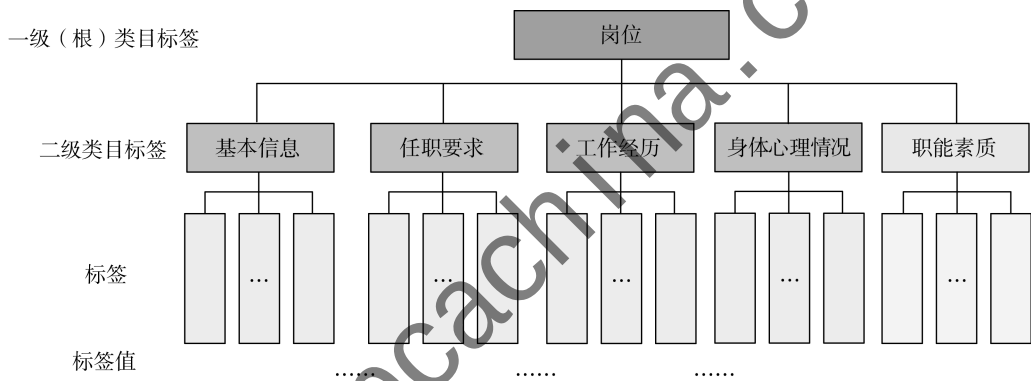


图 1 岗位信息标签体系示意图

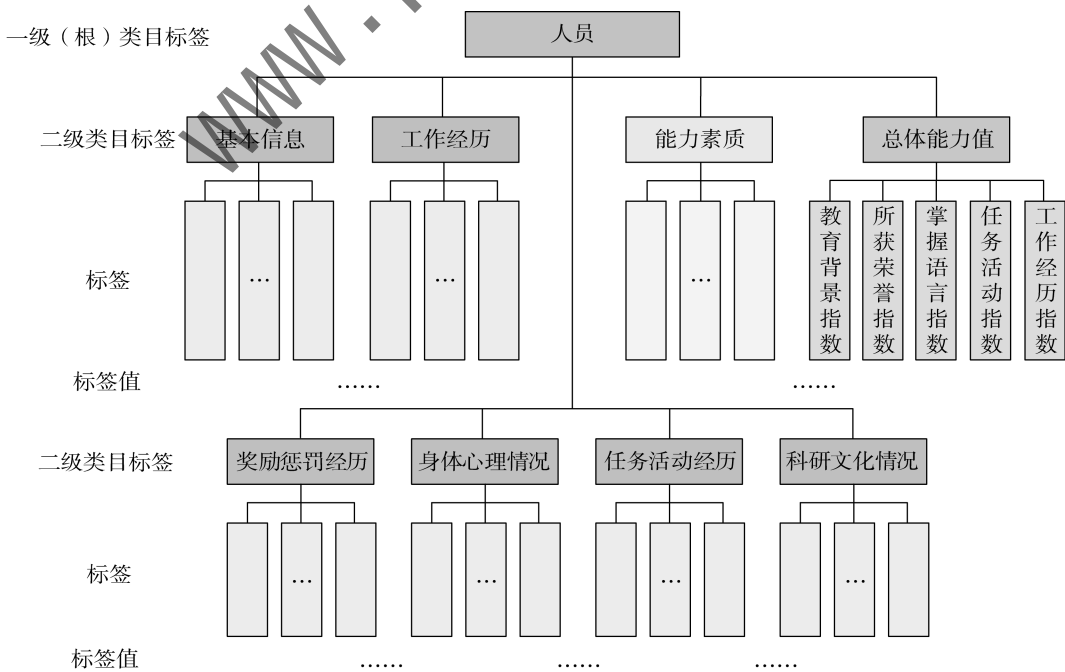


图 2 人员信息标签体系示意图

由图 1 可知,“岗位”为一级(根)类目标签,二级类目标签包括“基本信息”“任职要求”“工作经历”“身体心理情况”“职能素质”。其中,“职能素质”为模型标签。由于在岗位信息标签体系中较少涉及历史经历数据,因此在岗位信息标签体系中不设置统计标签。

由图 2 可知,“人员”为一级(根)类目标签,二级类目标签包括“基本信息”“工作经历”“奖励惩罚经历”“身体心理情况”“任务活动经历”“科研文化情况”“能力素质”“总体能力值”等,二级类目标签的下层对应各个标签。本文按照标签的不同生成方式,将这些标签分为事实标签、模型标签和统计标签。其中,“能力素质”对应的标签为模型标签,“总体能力值”对应的标签为统计标签。标签的下层为人力资源数据中具体的标签值。

2 基于 S-Att-BGS 模型的人岗匹配方法

为了区别不同类型标签的权重,并增强对重要标签的学习能力,本文在所构建的信息标签体系基础上,提出了一种基于孪生注意力机制的双向长短时记忆网络与图采样聚合模型(Siamese-Attention-BiLSTM-GraphSAGE Model, S-Att-BGS)的人岗匹配方法。首先,根据标签对象的具体 ID,分别从人员和岗位信息标签体系中抽取相关信息,构建人员和岗位的信息图。其次,对不同类型的标签采用不同的方法计算其特征权重,实现标签的特征加权。然后,结合路径选择机制和注意力机制对 BGS 模型加以改进,增强对重要标签的学习能力,实现基于信息标签体系的图嵌入建模。最后,通过提出的 S-Att-BGS 模型,判断人员与岗位是否匹配。

2.1 特征提取

根据标签值中保存的标签对象 ID 属性,直接从岗位和人员信息标签体系中分别抽取出对应的标签值及相关的上级标签和类目,形成由部分节点构成的信息标签子图。该图为连通图,各节点间均能找到一条链路实现连接。

由于岗位信息标签体系中缺乏统计标签的相关数据,且统计标签需要根据当前数据不断更新,逐个对象生成统计标签需要较大的计算成本与时间成本,为更好地将岗位信息图与人员信息图对应匹配,本文在实现特征抽取时,暂不考虑人员信息标签体系中的统计标签。

将抽取得到的子图分别称为人员信息图和岗位信息图。信息图不仅包含了人员简历和岗位描述中的关键信息,即标签值,还保留了图结构信息,即标签值之间由各上级标签构成的联系,为更好地理解文本含义、实现人岗匹配奠定基础。

2.2 特征加权

在信息图中,每个节点都有其对应的权重,代表着不同节点具有不同的重要程度与信息价值,是节点的重要属性之一。

2.2.1 事实标签值

事实标签值由具体的基本信息、任职经历等数据抽取得到,是对人员和岗位的概貌描述。事实标签值能在对应的事实标签中找到规范化后的字典值。因此,本文基于事实标签值在同类对象中的使用频率,计算事实标签值的权重,如式(1)所示:

$$w_r = \frac{n_{r,i}}{\sum_k n_{k,i}} * \log \frac{|D|}{|D_r|} \quad (1)$$

其中, $n_{r,i}$ 为事实标签值 r 在第 i 类人员或岗位文本中出现的次数, $\sum_k n_{k,i}$ 为该类文本中所有事实标签值的数量, $|D|$ 为人员或岗位的文本总数, $|D_r|$ 为包含事实标签值 r 的人员或岗位文本总数。由此,可以求得事实标签值 r 对不同类别人员或岗位的重要程度。

2.2.2 模型标签值

模型标签值主要由关键词提取算法得到,是对人员能力素质和岗位职能要求特点的描述。由于在各文本的关键词结果中可能存在许多近义词,因此,本文不只是简单地通过统计关键词的出现次数,而是考虑词汇之间的语义相似性,减轻近义词对特征权重的影响。由于主题聚类中各词语已经基于向量距离生成簇,因此假设词语的近义词只存在于该主题簇中。

对于模型标签值 m ,本文首先计算在主题簇中与其他词语的余弦相似度,选择大于阈值 δ_m 的词语作为近义词。本文取 $\delta_m = 0.90$ 。

与事实标签值的计算方法类似,模型标签特征值的权重计算如公式 2 所示:

$$w_m = \frac{n_{m,i}}{\sum_k n_{k,i}} * \log \frac{|D|}{|D_m|} \quad (2)$$

其中, $n_{m,i}$ 为模型标签值 m 及其近义词在第 i 类人员或岗位文本中出现的次数, $\sum_k n_{k,i}$ 为该类文本中所有模型标签值的数量, $|D_m|$ 为包含模型标签值 m 及其近义词的人员或岗位文本总数。由此,求得模型标签值 m 对不同类别人员或岗位的重要程度。

2.2.3 类目标签

由于信息图中不仅包含由数据提取得到的关键信息节点,还包含预先设计的类目标签和根目录标签,因此本文还需要计算这些标签的相应权重,具体如式(3)所示:

$$w_k = \frac{\sum_{n_i} w_i}{n_i} \quad (3)$$

其中, w_i 为类目标签 k 的下一级标签或标签值的权重, n_i 为下一级标签或标签值的数量。

2.3 图嵌入建模

在得到信息图及其中各节点的权重后, 需要对其进行图嵌入建模。相比于关键词图随机路径的选择, 信息图需要一定的机制约束选择路径, 且信息图中不同节点的权重对区分不同的对象具有一定的影响, 因此需要根据路径选择机制和注意力机制, 对 BGS 模型加以改进, 增强图嵌入的表示能力。

2.3.1 路径选择机制

信息标签体系构建得到的树图, 其节点的分布具有一定的序列性, 由根节点到叶子节点呈现为抽象到具体、普遍到特殊的特点, 而关键词共现图则是在同一表达层面上体现节点之间的相互关系。考虑到树图中的节点与其父节点和兄弟节点的关系更密切, 因此, 在生成点嵌入的路径选择上, 更倾向于优先考虑包含这两种类型的节点。

为方便地获得层次化标签结构中标签之间的关系, 本文借鉴文献 [5] 中设计的元路径“子节点 A→父节点→子节点 B”, 用以引导路径选择中的随机游走方向, 确保在一条路径中能够同时包括关系最密切的两类节点。

2.3.2 注意力机制

注意力机制是受到认知科学中人类对信息处理机制的启发而产生的。通过对信息分配不同的注意权重, 重点学习和处理权重高的信息, 并降低对其他不重要信息的关注度。

通过得到的特征权重, 作为所抽取的信息图中各节点的注意力权重值, 先对采样得到的邻域节点权重进行归一化处理, 如式 (4) 所示:

$$\alpha_{ij} = \text{softmax}(w_{ij}) = \frac{\exp(w_{ij})}{\sum_{v_j \in N(v_i)} \exp(w_{ij})} \quad (4)$$

其中, v_i 表示中心节点, w_{ij} 为邻域节点 v_j 的特征权重。由此, 保证在所采样的邻居节点的权重系数加和为 1。

因此, 得到的 k 阶中心节点的新特征向量为 $\mathbf{h}_{v_i}^{(k)}$, $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, 具体如式 (5) 和式 (6) 所示:

$$\mathbf{h}_{v_i}^{(k)} \leftarrow \text{MAX} \{ \sigma(\alpha_{ij} \mathbf{W}_{\text{pool}} \mathbf{h}_{v_j}^{(k-1)}), \forall v_j \in N(v_i) \} \quad (5)$$

$$\mathbf{h}_{v_i}^{(k)} \leftarrow \sigma(\mathbf{W}^{(k)} [\mathbf{h}_{v_i}^{(k-1)}, \mathbf{h}_{v_i}^{(k)}]) \quad (6)$$

经过 K 轮迭代后, 生成节点表示向量 $\bar{\mathbf{b}}_i$, 与 BiLSTM 对应生成的词向量 $\bar{\mathbf{a}}_i$ 进行拼接, 得到该节点的特征向量为 $\mathbf{h}_{v_i} = [\bar{\mathbf{a}}_i \parallel \bar{\mathbf{b}}_i]$ 。

此时, 图中各个节点的表达会更加接近全局表达。因此, 本文采用能够较好提取全局信息的读出机制, 实现节点聚合操作, 输出图的全局表示, 如式 (7) 所示:

$$\mathbf{g} = R(\{ \mathbf{h}_{v_i} \mid \forall v_i \in V \}) \quad (7)$$

其中, V 为图中的节点集合, 读出函数 $R(\cdot)$ 可采用加和、平均和最大池化等类型^[3]。本文选择其中的加和函数, 得到全图嵌入表示。

2.4 S-Att-BGS 模型

孪生网络结构采用两个相同的子网络, 度量两个对象之间的联系, 常用于解决匹配问题, 已被证明可以有效地测量在同一隐藏空间中两个文档表示的相似性。借鉴文献 [2] 中的孪生网络结构进行设计, 提出了 S-Att-BGS 模型, 具体如图 3 所示。

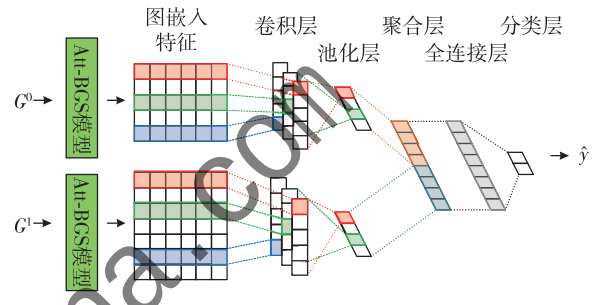


图 3 S-Att-BGS 模型结构图

分别将岗位信息图 G^0 与人员信息图 G^1 输入到 Att-BGS 模型中, 生成图嵌入 $\mathbf{g}^0$ 和 $\mathbf{g}^1$ 。再经过卷积层, 将图嵌入映射到一维向量空间中。接着, 经过聚合层对两个图向量进行拼接操作, 得到匹配向量。最后, 经过全连接层输出岗位职能要求和人员能力素质的匹配相似度, 如式 (8) 所示:

$$\hat{y} = \tanh(\mathcal{F}[\mathbf{g}^0, \mathbf{g}^1]) \quad (8)$$

其中, $\mathcal{F}(\cdot)$ 表示全连接层, $\tanh(\cdot)$ 为计算匹配相似度的激活函数。

2.5 实验分析

设置两组对比实验。将本节提出的方法, 分别与基于向量余弦相似性、基于神经网络的方法进行对比。通过比较各模型在匹配中的准确率、召回率与 $F1$ 值, 从而验证方法具有较优越的性能。两组实验的结果如表 1 所示。

表 1 不同方法的性能比较 (%)

算法	模型	准确率	召回率	$F1$ 值
基于向量余弦相似性	GloVe	42.51	41.33	41.91
	Fastext	41.45	41.84	41.64
	BERT	45.39	43.83	44.60
	BGS	47.94	44.29	46.04
	Att-BGS	48.87	46.01	47.40
基于神经网络	SMASH-RNN	53.44	51.90	52.66
	CIG	54.07	50.52	52.23
	S-Att-BGS	56.18	51.59	53.79

由表 1 可知, S-Att-BGS 模型与其他模型相比, 前者的准确率和 $F1$ 值至少高于后者的 2.11% 和 1.13%, 充分说明了本节的方法相比于其他两类方法都更具有优越性。

3 基于 CNN 推荐模型的人岗匹配方法

3.1 总体框架

利用 S-Att-BGS 模型实现了人员岗位匹配。然而, 方法只是通过构建的信息图判断岗位与人员的匹配度, 还无法完全满足实际应用的需求, 主要还存在以下几点不足:

(1) 对于简介信息较少、没有任职经历的人员, 可能存在着推荐算法中容易出现的冷启动问题, 无法找到能够与其相适的岗位。

(2) 模型训练数据的标签类别通过相似度确定, 训练得到的结果还是不够理想, 且只适用于解决岗位是否匹配的二分类问题。

(3) 岗位的任职条件往往包含硬性条件与胜任条件两类, 岗位与人员的匹配度不能只是按照相似标签的个数进行计算, 如果无法满足规定的硬性条件, 无论其他胜任条件多么优秀, 也不应该得到较高的匹配度。

(4) 没有考虑到人员的岗位调动和升迁符合一定的规律性, 只是局限于当前的信息匹配, 没有从未来发展的角度考虑人员的适宜岗位, 许多人员在信息匹配度不

高的岗位工作一段时间后, 通过学习新的技能, 反而也能够较好地完成工作。

因此, 本节针对上述提及的不足之处, 考虑实际应用的需求, 提出了一种基于 CNN 推荐模型的人岗匹配方法。首先, 根据人员信息图, 与岗位的硬性条件进行比较, 将不能满足条件的岗位剔除。其次, 根据所有人员的历史任职经历, 构建反映岗位调动关系的岗位关系图, 将当前岗位指向的岗位节点作为推荐的考虑结果之一。同时, 计算该人员信息图与不同类别的人员群体的相似度, 将相似度最高的群体对应的岗位, 也作为推荐的考虑结果之一。最后, 将以上两种考虑结果与基于 S-Att-BGS 模型的推荐结果作为特征, 输入到基于 CNN 推荐模型中, 对推荐分类器进行训练。总体框架如图 4 所示。

3.2 硬性条件筛选

岗位中的硬性条件是指人员能到该岗位任职的必要条件, 由该单位的相关部门结合往年的岗位调动经验、规章制度和实际要求, 经过研究讨论决定。例如, 具体岗位中关于年龄、学历、惩罚情况、工作经历等条件。根据制定条件, 在岗位信息标签体系中标记标签属于硬性条件的考虑范围内。具体筛选流程如图 5 所示。

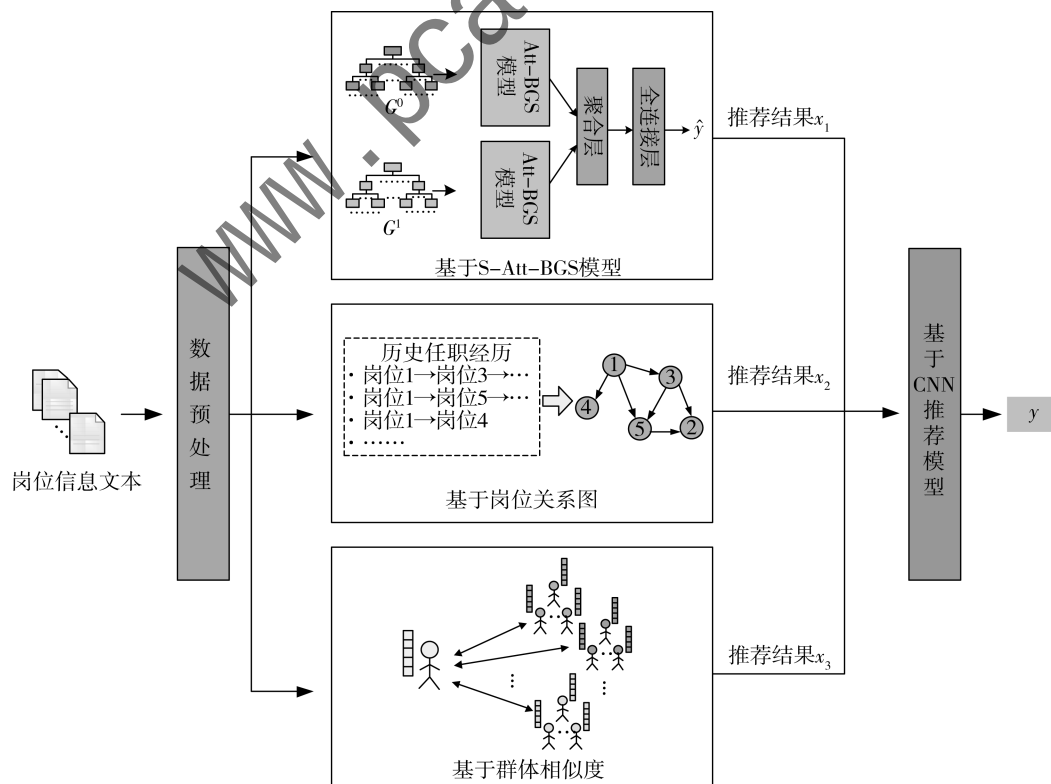


图 4 基于 CNN 推荐模型的人岗匹配方法框架图

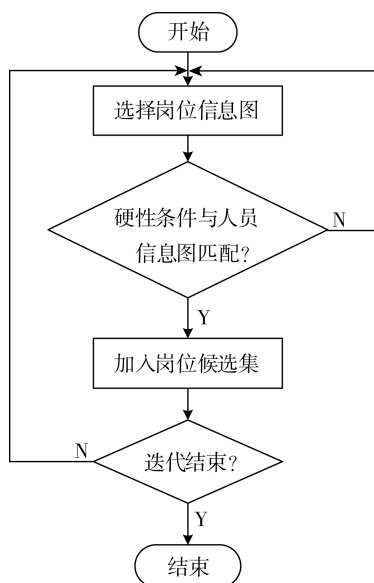


图5 岗位筛选流程图

岗位信息图与人员信息图进行比较时,先找到具有硬性条件属性的标签,比较人员的标签值是否符合岗位硬性条件对应的标签值。如果符合,则将该岗位保留到岗位候选集中;如果不符合,则将该岗位剔除,不再参与后续的推荐计算过程。

3.3 基于岗位关系图的推荐算法

在实际人员推荐岗位时,只依据人员的当前表现推荐岗位,可能会使得个人的成长发展停滞不前,有时就就职于较有挑战性的岗位,反而更能激发个人潜力。人员与岗位需求也不可能完全一致,在经过一段时间的自我学习后,个人往往也能很好地胜任岗位工作。因此,本文受到文献[2]中行为曲线分析方法的启发,根据人员的历史任职路线,构建岗位关系图,并提出了基于岗位关系图的推荐算法。该算法的本质是基于已有的节点和路径,预测路径中可能到达的下一个节点。

由于岗位任职类型相比于商品类型的多样性和变化性较低,也不考虑人员可能转到其他行业就职的情况,因此,本文将岗位关系图进行可视化图展现,观察其中的规律性,如图6所示。左侧图为网络全貌,网络节点为岗位,两个节点之间的线代表岗位间的流动;右侧图

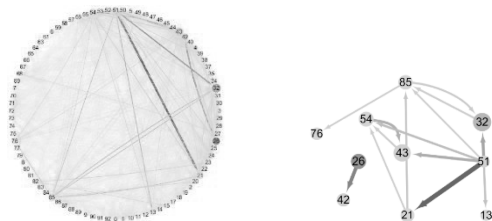


图6 岗位关系图

为截取、放大了人员交流最频繁的前30%条线及其对应节点,人员中最频繁的岗位流动模式从多到少依次是:51(科员)→21(主任科员)、26(助理工程师)→41(工程师)。

岗位关系图为有向图,图中节点表示不同的岗位,边的方向即为人员的岗位调动方向,边权重 w_{ij}^e 的计算如式(9)所示,任职路径的末端节点为人员现任岗位。从岗位关系图中可以明确地知道岗位之间的调动关系,为人员推荐下一个胜任岗位提供参考。

$$w_{ij}^e = \frac{n_{ij}^e}{\sum_j n_{ij}^e} \quad (9)$$

其中, n_{ij}^e 为任职路径中包含岗位*i*指向岗位*j*的边的人数,经过归一化处理后,得到每条有向边的权重值。

由于在岗位任职中,通常时间距离越近,其岗位的参考价值越高,因此本文基于边权重,将路径按照末端岗位是否为孤立节点归为两类,预测路径可能到达的下一个岗位节点。

3.4 基于群体相似度的推荐算法

在实际应用中,人员可能存在着没有个人岗位经历和缺乏个人简介信息等“新用户”情况。如果只是依赖于岗位关系图 and 个人的信息图匹配,则难以实现较好的推荐效果。因此,受到基于用户的协同过滤算法的启发,为人员推荐与其具有相似属性的用户群所属的岗位,同时解决“新用户”推荐中存在的冷启动问题。

在个人信息图和岗位关系图的基础上,考虑与不同用户群的相似度,将相似度最高的群体对应的岗位作为其推荐结果,具体如算法1所示。

算法1 基于群体相似度的推荐算法

输入: 人员信息图集合 S^i , 目标信息图 G_{object}^i

输出: 相距最近的群体所对应的岗位类别*i*

$R^i = \text{GenerateGraphRepresentation}(S^i) \quad //$

$R^i = \{g_{00}^i, g_{01}^i, \dots, g_{ij}^i\}$

$g_{\text{object}}^i = \text{GenerateGraphRepresentation}(G_{\text{object}}^i)$

for *i* in 人员类别:

for *j* in 第*i*个类别中的所有人员:

$\text{dist}_{ij} = \cos(g_{\text{object}}^i, g_{ij}^i)$

$\text{dist}_i = \sum_j \text{dist}_{ij}$

list.append(dist_i)

sort(list)

首先,根据图嵌入建模方法,将所有人员信息图嵌

入到同一向量空间中。其次，分别计算目标信息图与其他各类人员信息图的余弦距离，并计算与不同群体的加和平均距离。最后，选择平均距离最小的用户群所对应的岗位类别，作为目标人员的推荐类别。

得到推荐类别之后，将属于该类别中的所有人员按照不同的现任岗位的职务名称划分成不同的簇，再根据本节算法中计算距离相似度的方法，计算 g_{object}^i 与其他各簇之间的距离，作为结果特征向量中各岗位对应的元素值，其余类别中岗位对应的特征元素为 0，或者将相似度最高的簇对应的岗位作为输出结果。

3.5 基于 CNN 的推荐模型

本节将前面获得的三种推荐结果，生成三个维度的推荐特征矩阵 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3)$ ，不同维度表示人员信息图在不同考虑方面的特征向量。其中， x_1 中的元素为岗位具体匹配相似度， x_2 中的元素为所选择岗位对应的边权重（未选择的位置标记为 0）， x_3 中的元素为所选的岗位类型中不同具体岗位的群体相似度（未选择的岗位

类型位置标记为 0）。再将推荐特征矩阵经过卷积层映射到一维向量空间中。接着输入到全连接层，使得拼接向量的各部分之间能够进行建模交互^[4]。最后，通过 $\text{softmax}(\cdot)$ 函数得到各类别的概率，概率最大值对应的岗位类别为输出结果。

经过模型训练，可以确定不同维度特征向量对应的权重，从多个方面考虑岗位推荐结果。不仅对人员的岗位推荐具有较好的指导意见，对个人发展也具有一定的推动作用。

3.6 逻辑实现框架

本文结合实际需求，设计了总体的逻辑实现框架，为下一步具体实现人员岗位匹配推荐系统提供了一种有效的思路，具有一定借鉴意义，如图 7 所示。具体实现流程包括数据汇总、数据预处理、信息标签体系建立、模型构建和应用实现。

首先，底层的数据来源为人力资源、人员考评、训练、保障和政治等数据，经过清理、集成、规约和变换



图 7 逻辑实现框架图

等数据预处理步骤后,形成本文需要的岗位和人员数据。其次,将预处理后的数据用于生成事实标签、模型标签和统计标签,建立岗位和人员信息标签体系。最后,在构建的信息标签体系基础上,通过本文提出的模型算法,实现岗位图谱、用户画像和岗位推荐等具体应用。

3.7 实验分析

将基于 CNN 推荐模型,分别与 S-Att-BGS 模型、基于岗位关系图的推荐算法、基于用户相似度的推荐算法及其两两组合的推荐结果,完成对比实验。其中,对于两两组合的方法,则是从本节方法涉及的三个维度中分别选取两个维度进行组合,输出其分类结果。实验结果如表 2 所示。

表 2 不同方法的性能比较 (%)

模型	准确率	召回率	F1 值
S-Att-BGS 模型	34.73	27.39	30.63
基于岗位关系图	43.90	41.17	42.49
基于用户相似度	46.26	44.83	45.53
S-Att-BGS + 岗位关系图	61.67	59.35	60.49
S-Att-BGS + 用户相似度	63.03	62.73	62.88
岗位关系图 + 用户相似度	63.84	63.35	63.59
基于 CNN 推荐模型	67.46	65.91	66.68

由表 2 可知,相比于单个模型算法的结果,组合模型的推荐效果更好。基于 CNN 推荐模型的方法的实验结果,在实验中表现最好,与其他方法相比,其准确率、召回率和 F1 值分别至少高出 3.62%、2.56% 和 3.09%。由此可以看出,本文提出的模型与算法均能较好地解决推荐问题,能够达到有效的推荐目的。

4 结论

当前,人力资源管理面临的考评机制不全面、不统一等问题比较突出。本文研究领域的数据格式多样,当前的各类研究方法难以直接应用于人力资源管理中,还存在局限性^[6-10]。因此,本文依托于人力资源数据,结合实际情况,对基于信息标签体系的人员岗位匹配方法展开研究。研究结果表明,本文方法能够达到有效的推荐目的,对实现人力资源智能化管理具有一定的参考价值。

参考文献

[1] 付登坡,江敏,任寅姿,等. 数据中台:让数据用起来 [M].

北京:机械工业出版社,2020.

[2] JIANG J, ZHANG M, LI C, et al. Semantic text matching for long-form documents [C]//The World Wide Web Conference (ACM), 2019: 795–806.

[3] 刘忠雨,李彦森,周洋. 深入浅出图神经网络:GNN 原理解析 [M]. 北京:机械工业出版社,2020.

[4] SEVERYN A, MOSCHITTI A. Learning to rank short text pairs with convolutional Deep Neural Networks [C]//Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (ACM), 2015: 373–382.

[5] PENG H, LI J, WANG S, et al. Hierarchical taxonomy-aware and attentional graph capsule rcnns for large-scale multi-label text classification [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2019: 1–1.

[6] HONG W, ZHENG S, WANG H, et al. Dynamic user profile – based job recommender system [C]//International Conference on Computer Science & Education. IEEE, 2013.

[7] QIN C, ZHU H, XU T, et al. Enhancing person-job fit for talent recruitment: an ability-aware neural network approach [C]//The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval (ACM), 2018: 25–34.

[8] LIU B, NIU D, WEI H, et al. Matching article pairs with graphical decomposition and convolutions [C]//Proceedings of the 57th Conference of the Association for Computational Linguistics, 2019: 6284–6294.

[9] 张海威,解晓芳,段媛媛,等. 一种基于自适应结构概要的有向标签图子图匹配查询算法 [J]. 计算机学报, 2017, 40 (1): 52–71.

[10] SAINI A, RUSU F, JOHNSTON A. PrivateJobMatch: a privacy-oriented deferred multi-match recommender system for stable employment [C]//Proceedings of the 13th ACM Conference on Recommender Systems (ACM), 2019: 87–95.

(收稿日期: 2023–09–28)

作者简介:

武国斌 (1980–), 通信作者, 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 计算机科学与技术、图像处理。E-mail: 30523267@qq.com。

张之明 (1973–), 男, 硕士, 教授, 主要研究方向: 数据科学、图像识别。

杨文欣 (1996–), 女, 硕士, 主要研究方向: 数据科学、知识图谱。

版权声明

凡《网络安全与数据治理》录用的文章，如作者没有关于汇编权、翻译权、印刷权及电子版的复制权、信息网络传播权与发行权等版权的特殊声明，即视作该文章署名作者同意将该文章的汇编权、翻译权、印刷权及电子版的复制权、信息网络传播权与发行权授予本刊，本刊有权授权本刊合作数据库、合作媒体等合作伙伴使用。同时，本刊支付的稿酬已包含上述使用的费用，特此声明。

《网络安全与数据治理》编辑部

www.pcachina.com