

《数据可视化》课程报告

我国就业水平及人工智能对其影响分析

 姓
 名_____

 学
 号_____

2024年6月25日

我国就业水平及人工智能对其影响分析

【摘要】

随着科学技术的发展,人工智能的更新迭代越来越快,应用领域也异常广泛,不仅仅局限于科学研究,而是已经逐渐和我们的日常生活密不可分,不论是上网搜索还是现在很多科技公司都争相研究的学习对话智能,以及基于大数据训练的预测和分析。然而,人工智能的发展也带来了一些弊端,因为人工智能的高算力和相对低廉的费用以及及其广泛的使用领域,很多行业也因此裁剪了许多员工。一些工作者也因此失去工作或者降低工资。人工智能对就业无疑是有一定影响的。为了进一步了解我国就业、工资等情况,讨论人工智能对就业的影响,本文收集了中国近年就业人员和工资以及人工智能的相关数据来进行分析和数据可视化展示。

接着根据我国近九年就业人数和工资数据来建立时间序列模型预测未来的就业和工资,为就业人员提出合理的建议和规划。

关键词:人工智能;就业水平;时间序列;ARIMA

目录

一、绪论	1
1、研究背景	1
2、研究意义	1
二、变量与数据	2
1、变量选取	2
2、变量选取的原因	3
3、数据来源	3
三、描述性统计分析	6
1、按行业分城镇单位均值棒棒糖图	7
2、均值后 15 位玫瑰图和均值排名前 4 位玫瑰图	8
3、城镇单位就业人员变化	10
4、城镇单位就业工资变化	11
6、就业人员和工资变化回归曲线	12
6、个人特征变量与就业替代率均值的条形图	13
7、个人特征变量与就业替代率均值的箱线图	14
8、高风险劳动者占比饼图	15
9、人工智能应用关键词词云图	16
10、人工智能技术关键词词云图	17
四、数据建模	18
1、时间序列模型	18
(1) 数据预处理	18
(2) ARIMA 模型构建	18
2、对就业的模型预测	18
(1) 时间序列交叉验证:	18
(2) 性能度量	20
(3) 预测	21
3、对工资的模型预测	21
(1) 性能度量	21

	(2) 预测	22
	五、结论与建议	24
1,	结论	24
2、	建议	24
	参考文献	25

图目录

冬	1 按行业分城镇单位均值棒棒糖图	8
图	2 均值排名后 15 位的玫瑰图	9
图	3 均值排名前 4 位的玫瑰图	.10
图	4 近九年城镇就业人数变化折线图	.11
图	5 近九年城镇就业工资变化折线图	.12
图	6 就业人员和工资变化回归曲线	.13
图	7 个人特征变量与就业替代率均值的条形图	.14
图	8 就业替代概率均值和标准查箱型图	.15
图	9 高风险劳动者占比箱线图	.15
图	10 高风险劳动者占比饼图	.16
图	11 人工智能应用关键词词云图	.17
图	12 人工智能技术关键词词云图	.17
图	13 对就业人数拟合的 ARIMA 模型	.19
图	14 ARIMA 模型对于未来就业人数的预测	.21
图	15 对工资拟合的 ARIMA 模型	.22
冬	16 ARIMA 模型对于未来工资的预测	23

表目录

表格	1 变量汇总	2
表格	2 原始数据	3
	3 描述性统计	
表格	4 ARIMA 模型拟合到时间序列数据 EMPLOYMENT_TS 后的部分结果	19
表格	5 ARIMA 模型拟合到时间序列数据 EMPLOYMENT TS 后的预测误差	20

1、研究背景

随着科学技术的发展,人工智能的更新迭代越来越快,应用领域也异常广泛,不仅仅局限于科学研究,而是已经逐渐和我们的日常生活密不可分,不论是上网搜索还是现在很多科技公司都争相研究的学习对话智能,以及基于大数据训练的预测和分析。然而,人工智能的发展也带来了一些弊端,因为人工智能的高算力和相对低廉的费用以及及其广泛的使用领域,很多行业也因此裁剪了许多员工。一些工作者也因此失去工作或者降低工资。人工智能对就业无疑是有一定影响的。为了进一步了解我国就业、工资等情况,讨论人工智能对就业的影响,本文收集了中国近年就业人员和工资以及人工智能的相关数据来进行分析和数据可视化展示。

2、研究意义

就业以及工资多少是国民高质量生活的保证,也是国家经济和生产力的重要指标之一,《中国青年报》也曾经提出过这样一个问题"...这也是当前许多行业领域普遍面临的新挑战:随着"黑灯工厂"越来越多、无人驾驶逐渐落地、"机器换人"越发普遍,许多工作岗位不再需要那么多人,对劳动者的要求也发生了变化,该如何应对?"本文力求在分析数据的过程中判断出影响程度,并且给出自己的建议。

二、变量与数据

1、变量选取

取出不同城镇就业单位的 24 种人员分别用 24 个指标($X_1 \sim X_{24}$)作为变量,将 9 年的年份用($Y_1 \sim Y_{10}$)作为变量,以此来构建不同职业和年份与工资的评价体系。对应指标含义如下(表 1)。

表格 1 变量汇总

变量	含义
X_1	城镇单位就业人员(万人)
X_2	农林牧渔业城镇单位就业人员(万人)
X_3	采矿业城镇单位就业人员(万人)
X_4	制造业城镇单位就业人员(万人)
	电力、热力、燃气及水生产和供应业城镇单位就业人员
X_5	(万人)
X_6	建筑业城镇单位就业人员(万人)
X_7	交通运输、仓储和邮政业城镇单位就业人员(万人)
	信息传输、软件和信息技术服务业城镇单位就业人员(万
X_8	人)
X_9	批发和零售业城镇单位就业人员(万人)
X ₁₀	住宿和餐饮业城镇单位就业人员(万人)
X ₁₁	金融业城镇单位就业人员(万人)
X ₁₂	房地产业城镇单位就业人员(万人)
X ₁₃	租赁和商务服务业城镇单位就业人员(万人)
X_{14}	科学研究和技术服务业城镇单位就业人员(万人)
X ₁₅	水利、环境和公共设施管理业城镇单位就业人员(万人)
X ₁₆	居民服务、修理和其他服务业城镇单位就业人员(万人)
X ₁₇	教育业城镇单位就业人员(万人)

变量	含义
X ₁₈	卫生和社会工作城镇单位就业人员(万人)
X_{19}	文化、体育和娱乐业城镇单位就业人员(万人)
X_{20}	公共管理、社会保障和社会组织城镇单位就业人员(万人)
Y_1	2022
Y_2	2021
Y_3	2020
Y_4	2019
<i>Y</i> ₅	2018
Y_6	2017
<i>Y</i> ₇	2016
<i>Y</i> ₈	2015
Y_9	2014

注:城镇单位不含私营。

2、变量选取的原因

选取具有代表性的就业人员,尽可能广泛和周全,将其编号方便阅读和计算,选取时间跨度为9年的数据,便于更直观和准确的统计和分析。

3、数据来源

报告此部分的所有数据均来自于《中国统计年鉴-2023》,原始数据见表 2。

表格 2 原始数据

117.1-	2022	2021	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014
指标	年	年	年	年	年	年	年	年	年
城镇单位就业	10501	15015	15000	17100	15050	15011	15000	10000	10050
人员(万人)	16701	17015	17039	17162	17258	17644	17888	18062	18278
农林牧渔业城									
镇单位就业人	79	87	86	134	193	255	263	270	285
员(万人)									
采矿业城镇单									
位就业人员	341	345	352	368	414	455	491	546	596
(万人)									
制造业城镇单									
位就业人员	3738	3828	3806	3832	4178	4635	4894	5069	5243
(万人)									
电力、热力、									
燃气及水生产									
和供应业城镇	375	382	380	373	369	377	388	396	404
单位就业人员									
(万人)									
建筑业城镇单									
位就业人员	1835	1972	2153	2270	2711	2643	2725	2796	2921
(万人)									
交通运输、仓									
储和邮政业城	776	700	010	0.1 E	010	0.4.4	950	054	061
镇单位就业人	776	798	812	815	819	844	850	854	861
员(万人)									
信息传输、软									
件和信息技术	529	519	487	455	424	395	364	350	336
服务业城镇单									

位就业人员									
(万人)									
批发和零售业									
城镇单位就业	785	797	787	830	823	843	875	883	889
人员(万人)									
住宿和餐饮业									
城镇单位就业	255	265	257	265	270	266	270	276	289
人员(万人)									
金融业城镇单									
位就业人员	740	818	859	826	699	689	665	607	566
(万人)									
房地产业城镇									
单位就业人员	512	529	525	510	466	445	432	417	402
(万人)									
租赁和商务服									
务业城镇单位	738	690	644	CCO	F20	E00	400	474	440
就业人员(万	130	680	644	660	530	523	488	474	449
人)									
科学研究和技									
术服务业城镇	4 E G	450	491	494	410	490	490	411	400
单位就业人员	456	450	431	434	412	420	420	411	408
(万人)									
水利、环境和									
公共设施管理	254	253	246	244	261	268	270	273	269
业城镇单位就	254	200	240	244	201	200	270	213	209
业人员(万人)									
居民服务、修	90	86	83	86	77	78	75	75	75
理和其他服务	∌ U	00	და	00	11	10	10	10	10

业城镇单位就									
业人员(万人)									
教育业城镇单									
位就业人员	1951	1972	1959	1909	1736	1730	1729	1736	1727
(万人)									
卫生和社会工									
作城镇单位就	1114	1095	1052	1006	912	898	867	842	810
业人员(万人)									
文化、体育和									
娱乐业城镇单	1.47	150	150	151	1.47	150	151	1.40	146
位就业人员	147	152	150	151	147	152	151	149	146
(万人)									
公共管理、社									
会保障和社会									
组织城镇单位	1986	1986	1972	1990	1817	1726	1673	1638	1599
就业人员(万									
人)									

注: 城镇单位不含私营。

三、描述性统计分析

对数据进行后,对这 24 个变量进行描述性统计分析,得到 24 个变量对应的统计量 (表 3)。(Min:最小值,Max:最大值,Range:极差,Mean:均值,Median:中位数,Var:方差,Sd:标准差,Third_Quartile: 3/4 分位数)

表格 3 描述性统计

统	
. , .	

计		Third_						
量	Mean	Quartile	Max	Min	Range	Median	Var	Sd
X_1	17449.66667	17888	18278	17015	1577	17258	291070.25	539.5092678
X_2	183.555556	263	285	86	206	193	7687.027778	87.67569662
X_3	434.2222222	491	596	345	255	414	8815.944444	93.89326091
X_4	4358.111111	4894	5243	3806	1505	4178	366481.3611	605.3770405
X_5	382.6666667	388	404	369	35	380	130	11.40175425
X_6	2447.333333	2725	2921	1972	1086	2643	156225.75	395.2540322
X_7	825.444444	850	861	798	85	819	819.5277778	28.62739558
X_8	428.7777778	487	529	336	193	424	5304.444444	72.83161707
X_9	834.6666667	875	889	787	104	830	1662.5	40.77376608
X_{10}	268.1111111	270	289	257	34	266	103.1111111	10.15436414
X_{11}	718.7777778	818	859	566	293	699	10182.44444	100.908099
X_{12}	470.8888889	512	529	402	127	466	2422.611111	49.22002754
<i>X</i> ₁₃	576.2222222	660	738	449	289	530	10992.69444	104.8460512
X_{14}	426.8888889	434	456	408	48	420	296.8611111	17.22965789
<i>X</i> ₁₅	259.7777778	269	273	244	29	261	118.9444444	10.90616543
X_{16}	80.5555556	86	90	75	15	78	33.27777778	5.768689433
<i>X</i> ₁₇	1827.666667	1951	1972	1727	245	1736	13265	115.1737817
X_{18}	955.1111111	1052	1114	810	304	912	12940.86111	113.7579057
<i>X</i> ₁₉	149.444444	151	152	146	6	150	5.277777778	2.297341459
X_{20}	1820.777778	1986	1990	1599	391	1817	27441.19444	165.6538392

注: 统计量含义对照表一

1、按行业分城镇单位均值棒棒糖图

为了直观描述我国不同行业城镇单位就业人数的分布情况,绘制出棒棒糖图,由图可知,在2014~2022的行业就业人数均值中,制造业城镇单位就业人员明显占绝对优势,

排名前几的是制造业城镇单位就业人员,建筑业城镇单位就业人员,教育业城镇单位就业人员,公共管理、社会保障和社会组织城镇单位就业人员。

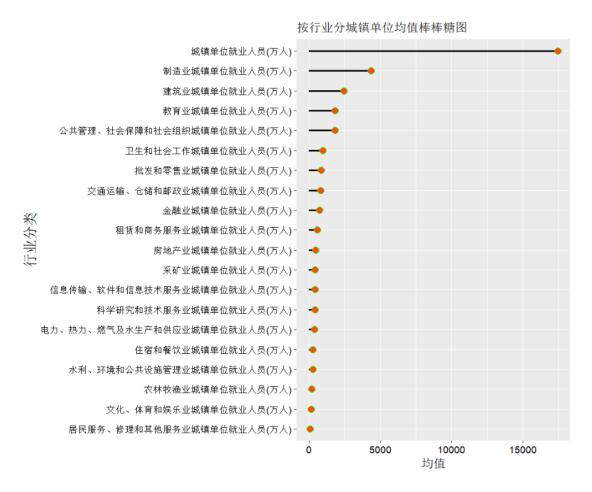


图 1 按行业分城镇单位均值棒棒糖图

基于棒棒糖图原始数据,我们将 20 个城镇单位划分为两个整体来看待,将前 4 个就业人数明显突出的城镇就业单位划为一个整体,剩下的 15 个划为另一个整体。由于剩下 15 个单位人数相比于前 4 个较少,我们将后 15 个城镇就业单位单独绘制。

2、均值后 15 位玫瑰图和均值排名前 4 位玫瑰图

前面说过我们将数据分为两组来进行统计分析,这里分别做出由均值排名前 4 位和 后 15 位的玫瑰图,来进行分析。

按行业分城镇单位后15位玫瑰图

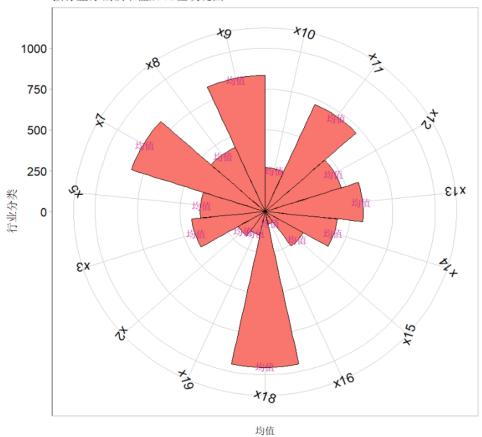


图 2 均值排名后 15 位的玫瑰图

按行业分城镇单位前4位玫瑰图

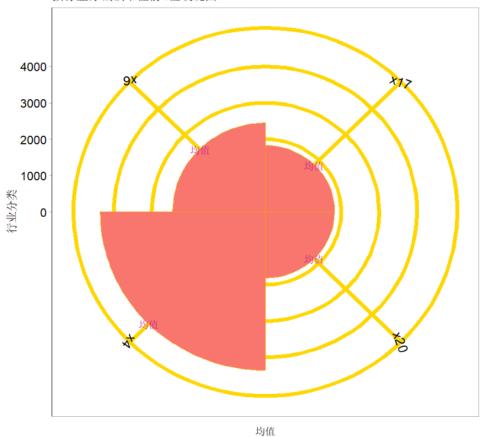


图 3均值排名前4位的玫瑰图

由所绘制的玫瑰图可以看出,排名前 4 位的城镇单位就业人员数量中制造业城镇单位就业人员还是占有绝对优势,而在后 15 位的城镇单位就业人员数量中差距仍然很大,最高的卫生和社会工作就业人员数量甚至是居民服务、维修和其他服务业的一百倍。说明不同就业岗位的差距还是很显著的。

3、城镇单位就业人员变化

直观观察我国近九年来就业总人数的变化,绘制随时间变化的折线图,如下:

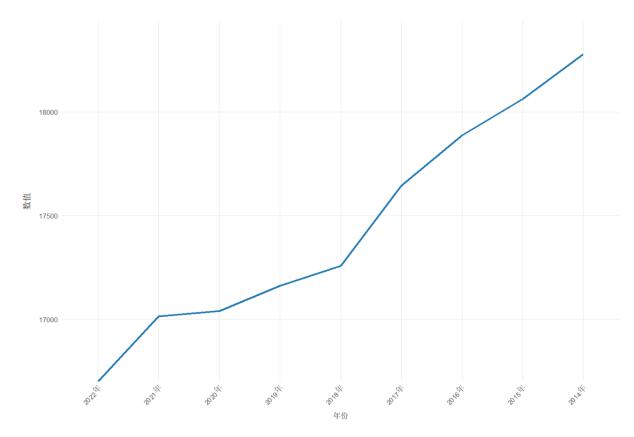


图 4 近九年城镇就业人数变化折线图

这张折线图表明,近九年我国总就业人数一直是稳步增长的,而且从 18 年为转折点,后面几年几乎都是直线稳步增长。

4、城镇单位就业工资变化

尽管就业人员数量稳步增长,但是我们还未知工资增长情况,因此我们还收集了近 九年的城镇人员工资情况作折线图如下:

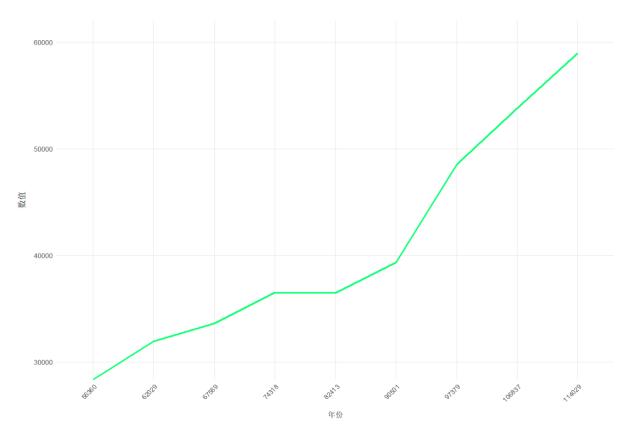


图 5 近九年城镇就业工资变化折线图

根据所绘制的折线图可以直观的看出近九年我国城镇工资变化几乎是以一个稳定的趋势增长的。接下来探讨一下就业人员和工资之间的相关性。

6、就业人员和工资变化回归曲线

由上面的分析可知,随着时间变化,就业和工资都是稳步增长的,所以画出工资和 就业人员数量回归曲线如下:

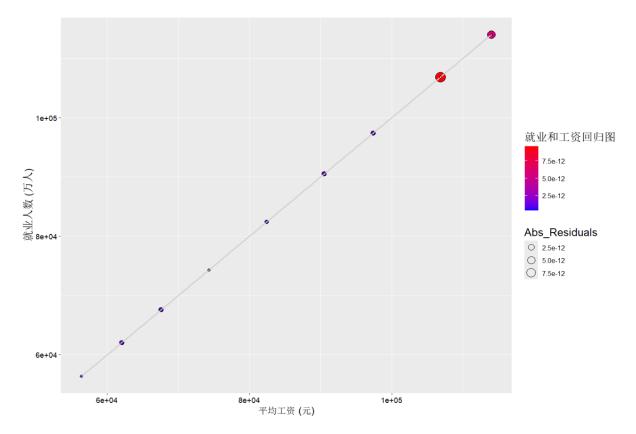


图 6 就业人员和工资变化回归曲线

可以发现就业人员数量和工资变化呈现极高的正相关性,反映出了即便就业人员稳步增长,平均工资也没有因此下降或者稳步。

6、个人特征变量与就业替代率均值的条形图

为了探究哪些因素会影响就业率和人工智能对人类职业的替代率,我们搜集了不同限制条件对就业代替率的影响制成条形图如下:

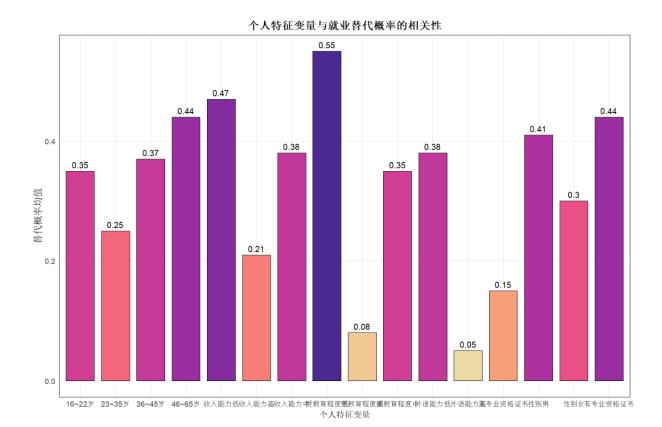


图 7 个人特征变量与就业替代率均值的条形图

通过上面的条形图可以明显看出教育程度对于失业率影响无疑是很大的,教育程度低的人群失业率甚至超过了一半,相较于外语程度和教育程度,年龄并不是影响失业率的主要因素。

7、个人特征变量与就业替代率均值的箱线图

画出就业替代概率均值和标准查箱型图以及高风险劳动者占比箱线图如下:

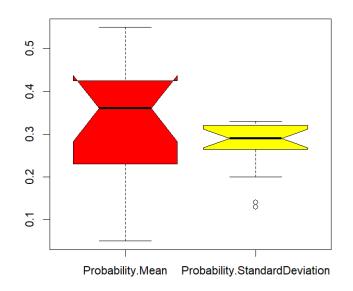


图 8 就业替代概率均值和标准查箱型图 高风险劳动者占比的箱线图

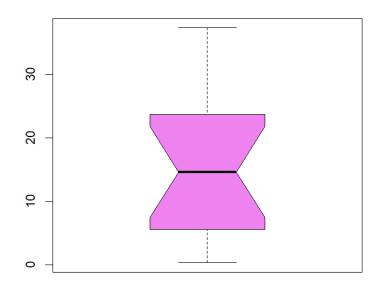


图 9 高风险劳动者占比箱线图

通过第一幅箱线图可以看出,就业替代中位数更靠近上侧,说明数据更偏向于上侧,即高替代概率。

8、高风险劳动者占比饼图

饼状图可以直观的反映出高风险劳动者占比。

不同类别的比例



图 10 高风险劳动者占比饼图

通过饼图可以清楚的看出,高风险劳动者集中在受教育程度低,收入能力低等特征上。

9、人工智能应用关键词词云图

根据《新一代人工智能发展规划》、《人工智能发展报告 2011——2020》、《中国制造 2025》 政策文件和研究报告选取人工智能技术和人工智能应用相关的关键词,利用 Python 软件和人工处理, 分别建立关键词词库。其中人工智能技术包括大数据、云计算、 机器学习等, 人工智能应用包括智能机器人、 无人驾驶、 智能控制等。 ③借助 Python 软件的 jieba 分词功能, 从上市公司年报中提取上一步骤涉及的关键词,按照人工智能技术和人工智能应用分别计算关键词出现的次数并加总,绘制出词云图如下:



图 11 人工智能应用关键词词云图

在人工智能应用方面,智能制造(37.35%)占比最高,其次是智能控制(16.46%)、智能家居(8.69%),表明现阶段我国人工智能对企业收入分配的非线性影响 人工智能应用仍然集中在制造业领域,第一、三产业人工智能应用水平还相对较低。

10、人工智能技术关键词词云图



图 12 人工智能技术关键词词云图

从词云图可以看出反映出占比高达 75.59%的关键词都指向了人工智能技术。

四、数据建模

1、时间序列模型

(1) 数据预处理

① 缺失值处理

检查数据集是否有缺失值,如有需要进行填充或删除处理。

② 数据类型转换

确保所有时间序列相关的数据格式正确,例如将年份设置为时间索引。

③ 数据标准化/归一化

对于平均工资这样的连续变量,可能需要进行标准化或归一化处理,以便于模型训练。

(2) ARIMA 模型构建

选择适合时间序列分析的模型,如 ARIMA、状态空间模型(如 BSTS)、LSTM(长短期记忆网络)或其他深度学习模型。鉴于数据包含多个维度,可以考虑使用多变量时间序列模型或者集成方法。

2、对就业的模型预测

(1) 时间序列交叉验证:

分割数据为训练集和测试集,使用滚动窗口或时间序列交叉验证来评估模型性能。

Total Employment Over Time

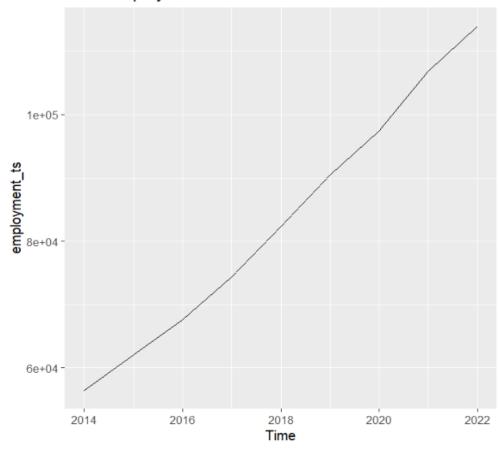


图 13 对就业人数拟合的 ARIMA 模型

表格 4 ARIMA 模型拟合到时间序列数据 employment_ts 后的部分结果

	Series: employment_ts								
	ARIMA(0,1,0) with drift								
	Coefficients:								
	drift								
	7208.6250								
		s.e. 434.7129							
sigma^2 =	1728095:	log	g likelihood = -68	.27					
	AIC=140.53 AICc=142.93 BIC=140.69								
Training set error measures:									
	ME	RMSE	MAE	MPE					

Training set	5.461261	1159.342	897.7113	-0.1871488
	MAPE	MASE	ACF1	
Training set	1.129335	0.1245329	0.211668	

ARIMA(0,1,0)模型是一个简单的差分自回归移动平均模型,其中没有自回归(AR)和移动平均(MA)项,只有一个差分(I)项,意味着模型试图通过差分来捕捉时间序列中的趋势。

漂移项(drift)通常用于捕获时间序列中的线性趋势。在这里,它表明时间序列有一个正的线性趋势,因为漂移项的系数为正。

漂移项的系数估计为 7208. 6250, 表明时间序列中每增加一个时间点(可能是时间步长, 如月份、季度等), 预期值会增加约 7208. 6250 个单位。

漂移项的标准误差(s. e.)为 434.7129,这意味着该系数估计值的精确度相对较高,因为与系数本身相比,标准误差较小。

sigma² (残差方差)为1728095,表示模型无法解释的变异性较大。这可能意味着模型可能过于简单,无法捕捉时间序列中的所有复杂结构。

对数似然值(-68.27)和AIC(140.53)、BIC(140.69)等信息准则表明,尽管模型能够捕捉一些趋势,但可能还有改进的空间。

(2) 性能度量

计算预测误差(如 MAE, MSE, RMSE),并绘制预测值与实际值的对比图。

表格 5 ARIMA 模型拟合到时间序列数据 employment ts 后的预测误差

Training set error measures:					
	ME	RMSE	MAE	MPE	
Training set	5.461261	1159.342	897.7113	-0.1871488	
	MAPE	MASE	ACF1		
Training set	1.129335	0.1245329	0.211668		

RMSE(均方根误差)为1159.342,这是一个相对较大的值,表明模型的预测与实际值之间存在较大的差异。

MAE(平均绝对误差)为897.7113,也表明预测误差较大。

MPE(平均百分比误差)为-0.1871488,表明模型在某些情况下可能会低估实际值(因为值为负)。

MAPE (平均绝对百分比误差) 为 1.129335, 表示预测的平均误差占实际值的 1.13% 左右。

ACF1(一阶自相关函数)为0.211668,接近0但不完全为0,可能表明模型没有完全消除残差中的自相关性。

(3) 预测

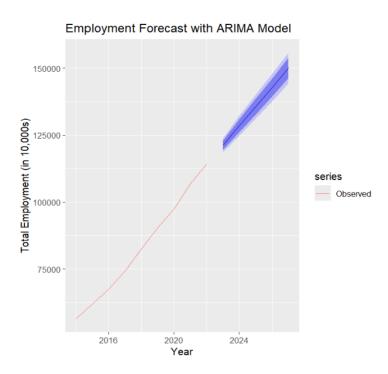


图 14 ARIMA 模型对于未来就业人数的预测

3、对工资的模型预测

(1) 性能度量

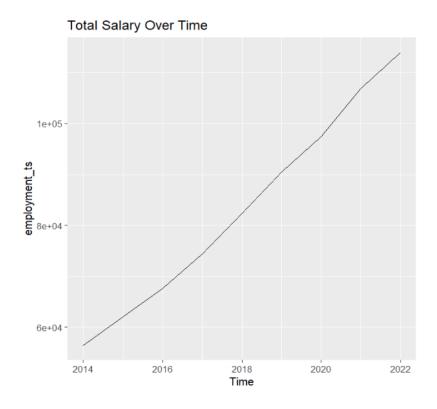


图 15 对工资拟合的 ARIMA 模型

(2) 预测

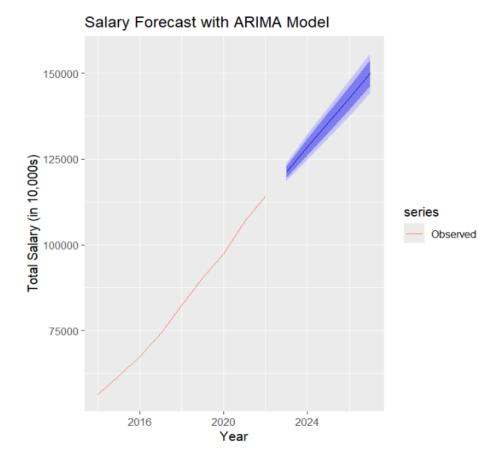


图 16 ARIMA 模型对于未来工资的预测

漂移项的系数估计为 7208. 6250, 意味着模型预测在每个时间步长上, employment ts 值会增加大约 7208. 6250 个单位(假设这是合适的单位)。

漂移项的标准误差(s. e.)为434.7129,表明该系数估计的精确度是相对较高的,因为标准误差与系数本身相比较小。

残差方差(sigma²)为1728095,这可能意味着模型未能充分解释数据中的大部分变异性。这可能表明模型过于简单,无法捕捉数据中的全部复杂性。

对数似然值(-68.27)和 AIC(140.53)、BIC(140.69)等信息准则提供了模型 拟合程度的度量。较低的 AIC 和 BIC 值通常表示模型拟合得更好,但在这里的值相对 较高,表明可能还有改进的空间。

RMSE(均方根误差)为1159.342,这是一个相对较大的值,表明模型预测值与实际值之间存在较大的差异。

MAE (平均绝对误差)为897.7113,也表明预测误差较大。

MPE(平均百分比误差)为-0.1871488,表示模型在某些情况下可能会低估实际值。

MAPE(平均绝对百分比误差)为 1. 129335, 意味着预测的平均误差占实际值的 1. 13%左右, 这在某些应用中可能被认为是可接受的, 但在其他应用中可能需要更精确的预测。

ACF1(一阶自相关函数)为0.211668,表明模型可能没有完全消除残差中的自相关性,这可能需要进一步的诊断。

五、结论与建议

1、结论

- (1) 从整体上来看,我国就业人员随年度稳步增加,头部几个行业(制造业城镇单位就业人员,建筑业城镇单位就业人员,教育业城镇单位就业人员,公共管理、社会保障和社会组织城镇单位就业人员。)的就业人员占绝对优势。
- (2)从近九年工资变化来看,也是随着就业人数增长稳步增加,两者呈现强烈的正相关性。
- (3)教育程度对于失业率影响无疑是很大的,教育程度低的人群失业率甚至超过了一半,相较于外语程度和教育程度,年龄并不是影响失业率的主要因素。
 - (4) 高风险劳动者集中在受教育程度低,收入能力低等特征上。
- (5)在人工智能应用方面,智能制造 (37.35%) 占比最高, 其次是智能控制 (16.46%)、 智能家居 (8.69%), 表明现阶段我国人工智能对企业收入分配的非线 性影响 人工智能应用仍然集中在制造业领域,第一、三产业人工智能应用水平还相对 较低。

2、建议

(1) 提高硬实力

通过结论可知,人工智能发展及其迅速,尽管在就业市场、就业工资稳步增长的当下,被人工智能替代的工作者仍然不在少数,并且比例不低,特别是教育程度和外语水平对就业影响颇大,为此我们必须提高教育水平,想要不被淘汰就得不断学习,提升硬实力。

(2) 政策引导

对于就业水平较低的地区,相关政府可以通过制定相关政策,以激励和引导就业, 提高平均科学文化素养。

参考文献

- [1] 孙望书,孙旭 人工智能将会"抢走"谁的工作?——异质劳动者的就业替代风险河北经贸大学学报 2024 年 3 月 第 45 卷 第 2 期
- [2] 何勤,李鑫悦 人工智能对企业收入分配的非线性影响——基于 2007—2022 年上市公司数据的检验 人口与经济 2024 年第 3 期
- [3] 国家统计局 2023 年鉴 4-6 按行业分城镇非私营单位就业人员数 (2022 年底数)
- [4] 国家统计局 2023 年鉴 4-8 按行业分城镇非私营单位就业人员工资总额(2022年底数)
- [5] 李育辉 2024人工智能与职场研究报告——数智新职场与企业高质量发展 中国 人民大学职场研究项目组 2024.04