



UNIVERSIDADE
E D U A R D O
M O N D L A N E

FACULDADE DE CIÊNCIAS

DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA E INFORMÁTICA

Trabalho de Licenciatura em Estatística

**Análise dos Factores Determinantes na Satisfação dos
Colaboradores em Relação aos Sistemas de Incentivos
na Cidade de Maputo**

Autor: Lázar Jeremias Muchanga

Maputo, Setembro de 2024



FACULDADE DE CIÊNCIAS

DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA E INFORMÁTICA

Trabalho de Licenciatura em Estatística

**Análise dos Factores Determinantes na Satisfação dos
Colaboradores em Relação aos Sistemas de Incentivos
na Cidade de Maputo**

Autor: Lázar Jeremias Muchanga

Supervisor: Zacarias Mutombene, MSc, UP

Maputo, Setembro de 2024

DECLARAÇÃO DE HONRA

Declaro por minha honra, que o presente trabalho é resultado da minha própria investigação e que não foi submetido para outro grau que não seja o indicado - **Licenciatura em Estatística** da Universidade Eduardo Mondlane.

Maputo, Setembro de 2024

(Lázar Jeremias Muchanga)

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a Deus, fonte inabalável de força e inspiração, cuja presença constante me guiou e sustentou durante toda a minha jornada acadêmica. À minha família, cujo apoio incondicional e paciência foram cruciais para alcançar este momento, expresso minha eterna gratidão.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pelo dom da vida, pela saúde, força e proteção contínua que sempre me acompanharam durante esta jornada. A sua presença e orientação foram fundamentais para a conclusão deste trabalho.

Aos meus pais, expresso minha profunda gratidão por sempre acreditarem no meu potencial e por depositarem em mim tanta confiança e amor. O apoio incondicional que recebi de vocês foi essencial para o meu sucesso.

Aos meus irmãos, agradeço pelo suporte constante e encorajamento ao longo de toda a minha formação. A vossa presença foi uma fonte constante de força e motivação.

À minha esposa, Percina Orlando Muchanga, meu sincero agradecimento por ter estado ao meu lado durante a minha formação. O seu apoio nos momentos mais difíceis foi crucial para que eu pudesse prosseguir e completar este trabalho.

Aos meus filhos, Shirley e Lemuel, vocês são uma bênção em minha vida. Agradeço por serem a minha fonte de alegria e por me inspirarem a cada dia. Pai ama vocês.

Ao meu supervisor, Mestre Zacarias Mutombene, sou grato pela orientação e disponibilidade ao longo deste percurso. A sua orientação e conselhos foram extremamente valiosos para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao corpo docente do Departamento de Matemática e Informática, especialmente aos professores da secção de Estatística, agradeço pela competência e empenho na transmissão dos conhecimentos necessários para a realização deste trabalho.

Aos meus colegas do Departamento de Matemática e Informática, em especial aos do curso de Licenciatura em Estatística, agradeço pelo espírito de colaboração durante o curso.

Finalmente, agradeço a todos aqueles que, de forma directa ou indirecta, contribuíram para a minha formação superior e acreditaram em mim. O meu muito obrigado.

EPÍGRAFE

"Em um mundo movido por dados, aqueles que dominam a informação têm o poder de moldar o futuro. Os dados não são apenas números; são a chave para desbloquear novos horizontes e criar um impacto real no mundo."

Anónimo

RESUMO

A satisfação profissional é um aspecto crucial para o desempenho e bem-estar dos trabalhadores, sendo fortemente influenciada pelos sistemas de incentivos adoptados pelas organizações. A compreensão da satisfação com esses sistemas não apenas afecta a retenção de colaboradores, mas também impacta directamente a estabilidade e eficácia das equipas de trabalho. Em um mundo empresarial cada vez mais competitivo, onde a demanda por habilidades especializadas é alta, as organizações estão cada vez mais conscientes da necessidade de estratégias eficazes de gestão de colaboradores. A percepção de justiça e equidade nos sistemas de incentivos são essenciais para determinar a satisfação dos colaboradores, impactando directamente a retenção, motivação e comprometimento com os objectivos organizacionais. Portanto, torna-se relevante analisar como os diversos componentes dos sistemas de incentivos interagem e afectam a satisfação profissional dos trabalhadores na cidade de Maputo. Este estudo tem como objectivo analisar os factores determinantes na satisfação profissional em relação aos sistemas de incentivos na cidade de Maputo, Moçambique. A investigação utilizou uma base de dados secundária composta por trabalhadores activos, fornecida pela empresa de estudos de mercados Intercampus Moçambique, especializada em pesquisas de mercado no país. A análise inicial consistiu na descrição da amostra, seguida pela aplicação de uma análise factorial de componentes principais, com o intuito de reduzir a dimensionalidade das variáveis e identificar factores latentes que explicam a satisfação no trabalho. A rotação Varimax resultou na identificação de cinco factores latentes: satisfação profissional e pessoal, relações interpessoais e reconhecimento, intenção de rotatividade, compensação e recompensas, e benefícios e assistência. Esses factores foram então inseridos em um modelo de regressão ordinal com função de ligação logit. Os dados revelaram que nenhum dos respondentes se considerou muito satisfeito com o seu trabalho actual. Os resultados da análise indicaram que a idade tem um efeito significativo na satisfação no trabalho, com as faixas etárias mais jovens apresentando menores probabilidades de satisfação em comparação com o grupo de referência. A variável educação também se destacou, demonstrando que níveis mais altos de escolaridade estão fortemente associados a uma maior probabilidade de estar nos níveis superiores de satisfação. Além disso, factores latentes como satisfação profissional e pessoal, intenção de rotatividade, e compensação e recompensas tiveram um impacto substancial na satisfação no trabalho. Os resultados sugerem que estratégias voltadas para aumentar a satisfação no trabalho devem considerar a idade, o nível de educação e os diferentes aspectos relacionados à compensação e recompensas, a fim de criar ambientes de trabalho mais motivadores e produtivos.

Palavras-chave: Análise Factorial; Cidade de Maputo; Regressão Ordinal; Satisfação Profissional; Sistemas de Incentivos.

Índice

| | | |
|----------|---|----------|
| 1 | Introdução | 1 |
| 1.1 | Contextualização | 1 |
| 1.2 | Definição do problema | 2 |
| 1.3 | Objectivos | 3 |
| 1.3.1 | Objectivo geral | 3 |
| 1.3.2 | Objectivos Específicos | 3 |
| 1.4 | Justificação | 3 |
| 1.5 | Estrutura do trabalho | 4 |
| 2 | Revisão da Literatura | 5 |
| 2.1 | Gestão de Recursos Humanos | 5 |
| 2.2 | Sistema de Incentivos | 5 |
| 2.2.1 | Conceito e Objectivos do Sistema de Incentivos | 6 |
| 2.2.2 | Impacto de Sistema de Incentivos na Eficácia Organizacional | 7 |
| 2.2.3 | Tipologias de Incentivos ou Recompensas | 8 |
| 2.3 | Satisfação Profissional | 9 |
| 2.4 | Técnicas Estatísticas | 11 |
| 2.4.1 | Análise Factorial versus Análise de Componentes Principais | 11 |
| 2.4.2 | Planeamento de uma Análise Factorial Exploratória | 12 |
| 2.4.3 | Tamanho da amostra | 13 |
| 2.4.4 | Verificação de Pressupostos da Análise Factorial | 13 |
| 2.4.5 | Métodos de Estimação | 18 |
| 2.4.6 | Critérios para determinar o número de factores | 19 |
| 2.4.7 | Rotação de Factores | 20 |
| 2.4.8 | Critérios para a significância de cargas factoriais | 21 |
| 2.4.9 | Interpretação da Matriz Factorial | 22 |
| 2.4.10 | Validação dos Resultados da Análise Factorial | 22 |
| 2.5 | Análise de Regressão | 24 |
| 2.5.1 | Pressupostos na Regressão Ordinal | 24 |
| 2.5.2 | Principais Modelos Ordinais | 25 |
| 2.5.3 | Estimação dos Coeficientes do Logit Ordinal | 26 |
| 2.5.4 | Funções de Ligação | 27 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 2.5.5 | Avaliação da Qualidade do Modelo | 27 |
| 2.5.6 | Interpretação dos Coeficientes Estimados | 31 |
| 2.5.7 | Classificação com o Modelo de Regressão Ordinal | 31 |
| 3 | Materiais e Métodos | 32 |
| 3.1 | Material | 32 |
| 3.1.1 | Descrição das variáveis do estudo | 32 |
| 3.2 | Método | 34 |
| 3.2.1 | Análise Factorial de Componentes Principais | 34 |
| 3.2.2 | Análise de Regressão Ordinal | 35 |
| 4 | Resultados e Discussão | 37 |
| 4.1 | Descrição da amostra | 37 |
| 4.2 | Análise Factorial | 40 |
| 4.2.1 | Verificação dos pressupostos da análise factorial | 40 |
| 4.2.2 | Extracção dos factores | 41 |
| 4.2.3 | Interpretação da matriz factorial | 43 |
| 4.2.4 | Consistência interna dos factores | 46 |
| 4.3 | Modelo de Regressão Ordinal | 46 |
| 4.3.1 | Verificação dos pressupostos do Modelo de Regressão Ordinal | 47 |
| 4.3.2 | Estimação do modelo e significância dos parâmetros | 48 |
| 4.3.3 | Verificação dos pressupostos no Modelo Reajustado | 49 |
| 4.3.4 | Estimação do Modelo Reajustado e Significância dos Parâmetros | 49 |
| 4.3.5 | Interpretação do Modelo Ordinal | 50 |
| 5 | Conclusões e Recomendações | 53 |
| 5.1 | Conclusões | 53 |
| 5.2 | Recomendações | 55 |
| 5.2.1 | Para Futuras Investigações Académicas | 55 |
| 5.2.2 | Para Gestores de Recursos Humanos e Gestores de Trabalho | 55 |
| | Referências | 57 |

*

Lista de Tabelas

| | | |
|------|---|----|
| 2.1 | Classificação da Aplicação do Coeficiente Alpha de Cronbach. | 14 |
| 2.2 | Classificação da Aplicação da Análise Factorial pela Estatística KMO | 18 |
| 2.3 | Identificação de cargas fatoriais significativas com base no tamanho da amostra . . . | 22 |
| 2.4 | Funções de ligação que podem ser usadas quando a variável dependente é categórica | 27 |
| 3.1 | Descrição das variáveis | 33 |
| 4.1 | Distribuição dos níveis de satisfação de trabalho dos respondentes | 39 |
| 4.2 | Distribuição de níveis de satisfação de respondentes por sexo. | 39 |
| 4.3 | Teste de KMO e esfericidade de Bartlett | 41 |
| 4.4 | Valores próprios e a percentagem da variância explicada | 42 |
| 4.5 | Valores próprios e a percentagem da variância explicada | 43 |
| 4.6 | Resumo de consistência interna dos factores | 46 |
| 4.7 | Variáveis independentes usadas na estimação do modelo | 47 |
| 4.8 | Teste da homogeneidade dos declives | 47 |
| 4.9 | Modelo ajustado | 48 |
| 4.10 | Teste da homogeneidade dos declives (Modelo Reajustado) | 49 |
| 4.11 | Modelo ajustado | 49 |
| 4.12 | Estimativas do Parâmetro | 50 |
| 4.13 | Medidas de Efeitos do Modelo Reajustado | 50 |

Lista de Figuras

| | | |
|-----|---|----|
| 4.1 | Distribuição percentual da amostra por sexo | 37 |
| 4.2 | Distribuição percentual da amostra por faixa etária | 38 |
| 4.3 | Distribuição percentual da amostra por educação | 38 |

Lista de Abreviaturas

| | |
|-------------|---|
| AFE | Análise Fatorial Exploratória |
| AF | Análise Fatorial |
| CMQ | Correlação Múltipla ao Quadrado |
| GRH | Gestão de Recursos Humanos |
| KMO | Kaiser-Meyer-Olkin |
| MSA | Measure of Sampling Adequacy |
| RH | Recursos Humanos |
| RMSR | Índice Root Mean Square Residual |
| SPSS | Statistical Package for the Social Sciences |

Capítulo 1

Introdução

1.1 Contextualização

A gestão de recursos humanos desempenha um papel crucial no funcionamento eficaz das organizações, visando sua competitividade nos mercados empresariais contemporâneos, garantindo maior produtividade e desempenho organizacional a longo prazo (Hanaysha & Majid, 2018); a gestão de pessoas tem o propósito de incentivar os colaboradores, reconhecendo que são o alicerce das organizações e os responsáveis por alcançar seus objectivos e resultados, essenciais para a criação de lucro (Silva et al., 2022).

De acordo com Moura (2022), a preocupação com a baixa produtividade em diversas organizações, resulta em desperdício de recursos, e portanto reflectir sobre novas estratégias para motivar os funcionários torna-se, essencial para promover a satisfação e o engajamento, e, conseqüentemente, alcançar melhores resultados.

Segundo Martono et al. (2018), o sistema de incentivos, uma prática central da gestão de recursos humanos, assume relevância significativa ao incentivar a entrega de trabalho, aumento da produtividade e fomentar o comprometimento com a organização. É fundamental encontrar estratégias que promovam um alto nível de desempenho e satisfação entre os colaboradores, adequando os sistemas de recompensas e remunerações às demandas do mercado actual.

Segundo Brown (2018), a satisfação profissional e o papel dos sistemas de incentivos despertam interesse na gestão de recursos humanos, uma vez que estão directamente relacionados à produtividade e eficiência no ambiente de trabalho. A questão da satisfação profissional em relação aos sistemas de incentivos tem sido objecto de estudo e prática para pesquisadores e profissionais da área, reconhecendo os sistemas de incentivos como ferramentas críticas para melhorar a satisfação profissional e impulsionar o alcance de metas organizacionais.

Portanto, no contexto específico de Maputo, a maior cidade de Moçambique, a satisfação pro-

fissional e os sistemas de incentivos apresentam características particulares e desafios próprios. Enquanto a cidade passa por um rápido desenvolvimento económico, as empresas enfrentam a necessidade de atrair e reter talentos, onde os sistemas de incentivos desempenham um papel crucial nessa estratégia (Silva, 2010). No entanto, é importante destacar que a satisfação profissional em Maputo, assim como em outras localidades, não se restringe apenas a incentivos monetários, mas também está relacionada às condições de trabalho, relações interpessoais e oportunidades de desenvolvimento (Martins, 2015).

O presente trabalho de investigação, concentra-se em analisar os factores determinantes da satisfação profissional em relação aos sistemas de incentivos na cidade de Maputo, com o objectivo de compreender como a satisfação profissional está associada aos sistemas de incentivos e com a hipótese de que sistemas de incentivos adequadamente estruturados podem impactar positivamente a satisfação profissional dos funcionários.

1.2 Definição do problema

A satisfação profissional é um aspecto crucial para a produtividade e bem-estar dos trabalhadores, sendo intrinsecamente ligada aos sistemas de incentivos adoptados pelas organizações. A compreensão da satisfação com esses sistemas não apenas afecta a retenção de colaboradores, mas também impacta directamente a estabilidade e eficácia das equipas de trabalho. Em um mundo empresarial cada vez mais competitivo, onde a demanda por habilidades especializadas é alta, as organizações estão cada vez mais conscientes da necessidade de estratégias eficazes de gestão de colaboradores. A gestão de sistemas de incentivos, incluindo salários, benefícios, reconhecimento e oportunidades de desenvolvimento, torna-se, portanto, uma ferramenta fundamental para atrair, reter e motivar os funcionários. No entanto, a eficácia dessas estratégias não reside apenas na sua existência, mas também na sua percepção de justiça pelos colaboradores. A percepção de equidade nas recompensas é crucial para a criação de um ambiente de trabalho positivo e para o compromisso contínuo dos funcionários com os objectivos organizacionais.

Em um contexto complexo e diversificado como a cidade de Maputo, onde variáveis socioeconómicas, culturais e organizacionais se entrelaçam, compreender os factores que influenciam a satisfação profissional dos trabalhadores em relação aos sistemas de incentivos é de suma importância. Portanto, a pergunta de investigação que este trabalho busca responder é: Como os diversos componentes dos sistemas de incentivos interagem e afectam a satisfação profissional dos trabalhadores em Maputo?

1.3 Objectivos

1.3.1 Objectivo geral

Analisar os factores determinantes na satisfação dos Colaboradores em relação aos sistemas de incentivos na Cidade de Maputo.

1.3.2 Objectivos Específicos

1. Descrever o perfil demográfico dos profissionais que compõem a amostra;
2. Extrair e identificar os factores que estão associados às variáveis observáveis;
3. Estimar os coeficientes do modelo de regressão ordinal que prevê nos colaboradores a probabilidade de se observar cada uma das categorias da satisfação profissional e
4. Identificar os factores que influenciam a satisfação profissional.

1.4 Justificação

Este estudo não apenas tem relevância para gestores de recursos humanos e académicos, mas também oferece benefícios significativos para diversos outros públicos e áreas de interesse. Trabalhadores e colaboradores podem se beneficiar directamente, já que compreender os factores que influenciam a satisfação profissional pode resultar em ambientes de trabalho mais gratificantes e motivadores. Isso não só melhora o bem-estar individual, mas também contribui para um clima organizacional mais positivo e produtivo.

Para os gestores de recursos humanos e profissionais envolvidos na administração de equipas, compreender os factores que influenciam a satisfação profissional dos trabalhadores em relação aos sistemas de incentivos é crucial para a tomada de decisões estratégicas. Ao entender como os diferentes elementos dos sistemas de incentivos impactam a satisfação dos funcionários, os gestores podem ajustar suas práticas de recursos humanos para melhorar o engajamento, a retenção e o desempenho da equipa. Isso pode levar a uma redução nos custos associados à rotatividade de funcionários e a um aumento na produtividade e no bem-estar organizacional.

Além disso, este estudo pode beneficiar os académicos envolvidos em projectos semelhantes, fornecendo subsídios valiosos e evidências empíricas para embasar pesquisas futuras. Ao abordar o tema da satisfação profissional em relação aos sistemas de incentivos em um contexto específico como Maputo, este estudo contribui para a compreensão mais ampla dos determinantes do comportamento organizacional. Os resultados desta pesquisa podem servir como ponto de partida para investigações mais aprofundadas sobre o tema em outras regiões ou contextos organizacionais.

Portanto, ao investigar a relação entre satisfação profissional e sistemas de incentivos em Maputo, este estudo tem o potencial de impactar positivamente não apenas proporcionar benefícios práticos para os gestores de recursos humanos, mas também contribuir para implementação de medidas que promovam melhores condições de trabalho e oportunidades de crescimento para o trabalhador.

1.5 Estrutura do trabalho

Este capítulo apresentou de forma sucinta a introdução ao tema do presente estudo, abordando a contextualização, formulação do problema, apresentação dos objectivos e justificativa do estudo. No Capítulo 2, intitulado *Revisão da Literatura*, são discutidos tópicos fundamentais para o desenvolvimento e compreensão do trabalho. Especificamente, aborda-se a conceituação preliminar relacionada aos sistemas de incentivo, à satisfação profissional, e às técnicas estatísticas empregadas no estudo, incluindo análise factorial e regressão ordinal.

O Capítulo 3, *Material e Métodos*, descreve a origem dos dados e detalha a metodologia adoptada para a análise e a aplicação dos modelos necessários à obtenção dos resultados.

No Capítulo 4, *Resultados e Discussão*, são apresentados e debatidos os resultados do estudo, com uma análise crítica e detalhada das análises obtidas ao longo da investigação.

Finalmente, no Capítulo 5, *Conclusão e Recomendações*, são expostas as conclusões relativas aos objectivos previamente estabelecidos, juntamente com a estimativa do modelo e a interpretação dos resultados do estudo. Neste capítulo, são também propostas recomendações baseadas nos resultados encontrados.

Capítulo 2

Revisão da Literatura

2.1 Gestão de Recursos Humanos

O objectivo geral da gestão de recursos humanos é assegurar que a organização é capaz de alcançar o sucesso através das pessoas. A gestão de recursos humanos visa aumentar a eficácia e a capacidade organizacional por forma a atingir os seus objectivos, fazendo o melhor uso dos recursos à sua disposição (Armstrong, 2010).

Na estratégia dos sistemas de gestão de recursos humanos existem cinco práticas chave: recrutamento e selecção; formação e desenvolvimento, estando incluída a gestão de talento; avaliação de desempenho; remuneração e participação ou envolvimento dos empregados (Boselie, 2014).

A prática da gestão de recursos humanos (GRH) diz respeito a todos os aspectos da forma como as pessoas são geridas nas organizações. Abrange actividades como: gestão estratégica de recursos humanos; gestão do capital humano; gestão do conhecimento; desenvolvimento da organização; recursos (planeamento de recursos humanos, recrutamento e selecção, e talento; gestão); gestão do desempenho; aprendizagem e desenvolvimento; gestão de recompensas; relações entre empregados e bem-estar dos empregados (Armstrong, 2010).

Outrossim, a política de incentivos constitui um elemento muito importante na gestão de recursos humanos. O sistema de gestão de incentivos contém as políticas, os processos e as práticas da organização para recompensar os seus empregados de acordo com a sua contribuição ou capacidade (Gungor, 2011).

2.2 Sistema de Incentivos

De acordo com Camara (2001), para que as empresas sejam capazes de atrair e reter pessoas em um mercado de trabalho tão fluido e com múltiplas oportunidades, é necessário oferecer salários atraentes e competitivos. Empregados mais qualificados e bem pagos são empregados mais satisfeitos,

motivados e produtivos. Os sistemas de incentivos são concebidos de forma estratégica, visto que as recompensas estão ligadas às actividades, atributos e resultados de trabalho que apoiam a direcção estratégica da organização e que promovem a realização de objectivos criteriosos. Tais ligações podem levar ao aumento do conhecimento ou desenvolvimento de competências, flexibilidade, compromisso, retenção e produtividade dos funcionários.

Segundo Riasat, et al. (2016), para que uma organização seja capaz de alcançar o objectivo desejado, necessita de deter de um sistema justo e equilibrado de recompensas. É importante para as empresas deter recompensas fiáveis e que sejam dadas periodicamente, de forma a motivar os colaboradores, que irão produzir mais resultados com maior qualidade, em comparação com empregados não motivados. O sistema de incentivos desenvolve um sentimento de compromisso nos indivíduos, e esse sentimento tornar-lhos-á mais dedicados.

De acordo com Martono et al. (2018), o sistema de gestão de incentivos detém de um grande impacto na capacidade das organizações capturarem, reterem e motivarem potenciais colaboradores e, como resultado, de obter elevados níveis de desempenho. Este é um ponto importante e de grande atenção para qualquer organização, sendo este um factor que se reflecte na motivação e satisfação dos colaboradores.

2.2.1 Conceito e Objectivos do Sistema de Incentivos

O sistema de incentivos é definido como o conjunto de instrumentos coerentes e alinhados com a estratégia da Empresa, de natureza material e imaterial, que constituem a contrapartida da contribuição prestada pelo empregado aos resultados do negócio, através do seu desempenho profissional e se destinam a reforçar a sua motivação e produtividade. Os incentivos podem ser estabelecidos sob a forma de dinheiro ou salário, subsídios fixos, subsídios variáveis, incentivos e outros benefícios (Camara, 2021).

De acordo com Dessler (2002), este é um mecanismo essencial, através do qual os esforços dos indivíduos são dirigidos para os objectivos estratégicos de uma organização e, quando correctamente concebidos, podem ser um contribuinte chave para a eficácia da instituição Assim, existem duas componentes principais dentro deste sistema, sendo eles os pagamentos financeiros directos, como por exemplo os salários, vencimentos, incentivos, comissões e bónus e os pagamentos financeiros indirectos, como os benefícios financeiros, sendo exemplo o seguro pago pelo empregador e férias.

Os objectivos estabelecidos de qualidade determinam as direcções das actividades de melhoria empreendidas e possibilitam as organizações a conseguir medir a eficácia da qualidade dos sistemas de gestão de recompensas. A gestão dos colaboradores é um papel de grande responsabilidade dos Recursos Humanos (RH) e, é o capital humano que determina o sucesso de uma organização em enfrentar uma concorrência empresarial cada vez mais competitiva no seu mercado. Para que ela

possa ser alcançada, é necessário otimizar o desempenho profissional. Desta forma, as recompensas são um factor que incentivam os colaboradores e as equipas a prestarem os seus serviços e a alcançar os melhores resultados (Anggraini et al., 2018).

Segundo Carvalho et al. (2012), este sistema necessita de alcançar dois objectivos: motivar o desempenho individual e manter o grupo coeso. A satisfação salarial pode ser vista como uma condição necessária, mas não suficiente para que as organizações atinjam os objectivos dos seus sistemas de incentivos, tais como a motivação e a satisfação dos seus colaboradores. Os Incentivos são vistos como pacotes de benefícios materiais e imateriais que são disponibilizados pelas organizações aos seus colaboradores, com o objectivo de aumentar a motivação e a produtividade da entidade. Assim, os sistemas de incentivos reflectem, de forma directa, na estrutura organizacional e nos resultados por ela esperados.

2.2.2 Impacto de Sistema de Incentivos na Eficácia Organizacional

De acordo com Moura (2022), existem determinados factores, ligados ao sistema de incentivos que podem potencializar um impacto na eficácia organizacional:

Atracção e Retenção de Talento: as organizações que oferecem mais recompensas tendem a atrair e a reter um número mais elevado de pessoas. A forma como as recompensas são administradas e distribuídas influencia a retenção numa organização, por exemplo, indivíduos com desempenho mais alto são frequentemente atraídos por sistemas de incentivos baseados no mérito;

Motivação e Produtividade: as recompensas têm um impacto na motivação dos indivíduos, e os sujeitos actuarão da forma que considerem que as levarão a receber recompensas que atribuem valor. Uma organização que seja capaz de ligar recompensas valiosas aos comportamentos de que necessita para ter sucesso é susceptível de descobrir que o sistema de incentivos é um contribuinte positivo para a sua eficácia;

Cultura da Empresa: os sistemas de recompensa são uma característica das organizações que contribuem para a sua cultura ou clima global. Dependendo da forma como os sistemas de incentivos são desenvolvidos, administrados e geridos, eles podem causar a cultura de uma organização a variar bastante. Por exemplo, podem influenciar o grau em que é vista como uma cultura orientada para os recursos humanos, uma cultura empreendedora, uma cultura inovadora, uma cultura baseada na competência, e uma cultura participativa;

Definição e Reforço da Estrutura: tendo em consideração a vista estrutural, os incentivos suportam a organização a definir o estatuto e a hierarquia dentro da mesma. Muitas vezes, esta característica dos sistemas de incentivos não é totalmente considerada na concepção dos sistemas de incentivos. Como resultado, o seu impacto na estrutura de uma organização é involuntário.

Isto não significa, contudo, que o impacto do sistema de incentivos na estrutura seja normalmente mínimo. De facto, pode ajudar a definir a hierarquia de estatuto, o grau em que as pessoas em posições técnicas podem influenciar as pessoas em posições de gestão de linha, e pode influenciar fortemente o tipo de estrutura de decisão que existe. As principais características consistem no grau em que o sistema de recompensas é fortemente hierárquico e o grau às quais atribui recompensas com base em movimentos de hierarquia;

Custo: o sistema de incentivos são, a maior parte do tempo, um factor de custo significativo para as organizações e, representam entre 20% e 50% dos custos totais de funcionamento. Assim, é importante na concepção estratégica do sistema de incentivos concentrar-se em quão elevados estes custos devem ser e como irão variar em função da capacidade de pagamento da organização.

2.2.3 Tipologias de Incentivos ou Recompensas

Recompensas Intrínsecas

As recompensas intrínsecas são aquelas que não são recompensas em dinheiro ou que têm qualquer existência física. Referem-se a benefícios não financeiros, tais como o apoio do supervisor na execução de tarefas de trabalho, a oportunidade de autonomia ou de ter o seu próprio contributo nas tarefas, o apoio dos colegas (Morgan et al., 2013). Em troca das recompensas intrínsecas oferecidas aos empregados, o principal benefício obtido pela organização é a motivação que se desenvolve num trabalhador de forma a realizar as suas tarefas de trabalho, em vez da motivação impulsionada puramente pela ideia de receber incentivos tangíveis e outras recompensas extrínsecas. Assim, um ambiente de trabalho interessante, tarefas de trabalho desafiantes e variadas, e responsabilidade são todos reconhecidos como factores que tornam um trabalho intrinsecamente motivante (Alhmoud & Rjoub, 2019).

Segundo Ajmal et al. (2015), esta tipologia de recompensas refere-se ao trabalho em si, às responsabilidades e tarefas que são desempenhadas. Partem somente do indivíduo e representam a satisfação dos funcionários ao realizar uma tarefa e da oportunidade de crescimento pessoal e profissional que ela proporciona. São exemplos a responsabilidade, autonomia nas tarefas, crescimento pessoal, progressão de carreira, o reconhecimento, respeito e apreciação dos empregados. Esta tipologia de recompensas são consideradas úteis para o reconhecimento dos empregados, sendo este reconhecimento um ponto de motivação para os mesmos e para o compromisso de trabalho.

Recompensas Extrínsecas

As recompensas extrínsecas são aquelas que têm existência física e são baseadas em dinheiro. Consistem no pacote total de benefícios tangíveis obtidos pelo empregado, incluindo compensação financeira, seguro, apoio organizacional à educação e formação, oportunidades de promoção,

carga de trabalho razoável, e desenvolvimento de carreira supervisionado (Morgan et al., 2013). Estão relacionadas com o que a pessoa fornece a outra, sendo que as empresas reconhecem e valorizam o seu esforço na contribuição do crescimento da organização. A remuneração extrínseca inclui salários, promoção no emprego, clima social organizacional e segurança no emprego. Bónus, aumentos e pagamentos de horas extraordinárias também se inserem no domínio das recompensas extrínsecas, valorizando sempre o reconhecimento do trabalho desempenhado (Carvalho et al., 2012).

As recompensas extrínsecas dão apoio à satisfação directa das necessidades monetárias dos indivíduos. A recepção de benefícios extrínsecos são considerados como suficientes para as necessidades individuais do colaborador, sendo susceptíveis de afectar positivamente a sua escolha de permanecer na sua organização (Chinyio et al., 2018).

2.3 Satisfação Profissional

Akufo et al. (2021) defenderam a estruturação do ambiente de trabalho, de forma a alcançar um desempenho eficaz que envolva as recompensas intrínsecas e extrínsecas. Por sua vez, um ambiente de trabalho agradável leva a uma satisfação total no local de trabalho. Isto deverá ser alcançado através da expansão das actividades nas organizações, de modo a torná-los intrinsecamente mais gratificantes, convertendo as recompensas extrínsecas, tais como os salários mais elevados e promoções contínuas sobre o desempenho efectivo. A satisfação dos colaboradores é um excelente indicador do bem-estar individual e, um forte indicador de turnover dentro de uma instituição.

A satisfação profissional de um indivíduo é uma construção multifacetada que inclui elementos de trabalho tanto intrínsecos como extrínsecos, sendo um factor importante de realização de uma organização, podendo relacionar-se com o aumento da produção organizacional. A satisfação do colaborador na actividade laboral é definida como uma emoção, um sentimento que o funcionário tem em relação ao seu trabalho actual. A satisfação é aumentada de diferentes maneiras e por diferentes factores, sendo os principais a motivação intrínseca e extrínseca em forma de sistemas de recompensas (Knight et al., 2017).

De acordo com Moura (2022), a satisfação de um indivíduo em relação à sua actividade laboral é definida como uma consequência de vários elementos, tais como a satisfação, promoção, relações entre os colaboradores, remuneração e igualdade de oportunidades de emprego.

Assim, pode se dizer que a satisfação no trabalho é muitas vezes determinada pela forma como os resultados satisfazem ou excedem as expectativas. Por exemplo, um bom ambiente de trabalho e boas condições de trabalho podem aumentar a satisfação profissional dos empregados e estes tentarão dar o seu melhor, o que pode aumentar o desempenho profissional dos mesmos. Os in-

divíduos transmitem sentimentos de satisfação quando sentem que estão a ser recompensados de forma justa pelo trabalho que realizam, assegurando que estas recompensas foram contribuições genuínas e coerentes com as políticas de recompensas. Em contrapartida, os trabalhadores com más condições de trabalho, só provocarão um desempenho negativo, uma vez que as suas funções são mental e fisicamente exigentes e necessitam de deter boas condições de trabalho (Sekhar et al., 2013).

As práticas de gestão de recursos humanos devem alocar e atribuir o capital humano das grandes formas potenciais para atingir objectivos organizacionais a longo prazo, oferecendo recompensas e benefícios que resultam no aumento do nível de satisfação de trabalho (Vera et al., 2016).

Existem muitas variáveis que estão relacionadas com a satisfação de um indivíduo na sua actividade laboral, como é o caso das relações sociais, da formação dos colaboradores, dos seus desejos e necessidades, do recrutamento e selecção, da orientação, das condições de trabalho, do desenvolvimento e qualidade da gestão organizacional (Aunola et al., 2017). A satisfação no trabalho é um indicador primordial que demonstra como um indivíduo se sente em relação às suas actividades laborais e à própria organização. Este é um critério elementar que não deve ser sobrestimado, representando uma combinação de circunstâncias psicológicas, fisiológicas e ambientais, que determinam a satisfação do colaborador no seu local de trabalho, estabilidade emocional e conscienciosidade (Shepard et al., 1996).

O factor que leva os indivíduos a destacarem-se no seu trabalho é o compromisso que têm com a organização onde trabalham. Um elevado nível de engajamento com a organização pode ser interpretado como um elevado nível de lealdade. O compromisso organizacional pode ser demonstrado de várias maneiras, incluindo o cuidado e a atenção com as emoções, a satisfação no trabalho e o desenvolvimento dos colaboradores, a bondade a todos os níveis, a falta de acordo e justiça, e a compensação financeira destinada a aumentar a motivação dos trabalhadores (Anggraini, et al., 2018).

2.4 Técnicas Estatísticas

A Estatística Multivariada consiste em um conjunto de técnicas aplicadas em situações em que as variáveis são calculadas conjuntamente em cada componente amostral. Sua principal vantagem é a habilidade em adequar múltiplas variáveis na tentativa de interpretar relações complexas, o que não é possível com métodos univariados e bivariados (Mingoti, 2007).

Dentre essas técnicas, destaca-se a Análise Factorial (AF), que foi desenvolvida no século XX a partir das ideias e projectos de Charles Spearman. Spearman testou a hipótese de que as intercorrelações existentes nas análises entre diferentes testes psicológicos seriam capazes de explicitar as relações de um factor geral de inteligência com um factor específico referente aos testes, modelo que denominou-se de teoria dos dois factores (Maroco, 2003). De acordo com Filho e Junior (2010), além de Spearman, outras contribuições relevantes para a implementação da análise factorial foram feitas por Thurstone (1935) ao desenvolver a ideia de análise factorial múltipla e por Hotelling ao propor o método de componentes principais.

A principal função das diversas técnicas da análise factorial é reduzir um conjunto de variáveis observadas a um número menor de factores. Esses factores apresentam as dimensões, construtos, que resumem um conjunto de dados observados (Hair et al., 2005).

De acordo com Corrar et al. (2011), a literatura dispõe de duas vertentes da análise factorial: a análise factorial exploratória (AFE) e a análise factorial confirmatória. A análise factorial exploratória busca identificar uma estrutura subjacente de uma matriz de dados e determinar o número de variáveis latentes. A análise factorial confirmatória é empregada para testar hipóteses, ou seja, verificar se um modelo factorial pré-especificado, modelo hipotetizado a priori, é aplicável ou coerente com os dados amostrais disponíveis.

2.4.1 Análise Factorial versus Análise de Componentes Principais

A análise factorial é frequentemente confundida com a análise de componentes principais, e o seu uso indevido pode afectar a qualidade dos resultados de uma Análise Factorial Exploratória (Fabrigar et al., 1999).

Ford, MacCallum & Tait (1986) concluíram, a partir de uma série de artigos estudados, que a análise factorial exploratória é frequentemente aplicada de forma inadequada, devido ao uso excessivo do método das Componentes Principais, do critério de Kaiser e do método de rotação ortogonal. Fabrigar et al., (1999) e Conway e Huffcutt (2003) chegaram a conclusões similares, observando uma tendência crescente não apenas para utilizar mais de um critério na determinação do número de factores a reter, mas também para empregar o método de rotação oblíqua.

A principal diferença entre a análise factorial e a análise de componentes principais é, segundo Conway e Huffcutt (2003) e Osborne e Costello (2009), que enquanto a análise de componentes principais tem como único objectivo a redução do número de variáveis, a análise factorial permite compreender a estrutura latente de um conjunto de variáveis.

2.4.2 Planeamento de uma Análise Factorial Exploratória

Segundo (Hair et al., 2005), a análise factorial exploratória é uma ferramenta que realiza procedimentos para identificar um determinado número de factores e discernir um padrão das cargas factoriais. Muitos investigadores utilizam essa técnica a partir de um determinado dado para descobrir um conjunto de construtos latentes. Esse tipo de análise é de grande utilidade para a busca de estruturas em determinado grupo de dados.

De acordo com Widman (2007), durante a aplicação da Análise Factorial Exploratória, inúmeras decisões são tomadas a fim de obter uma estrutura factorial adequada. Uma vez que os resultados obtidos na AFE dependem, em grande parte, das decisões tomadas pelo investigador, a produção de resultados errôneos e não confiáveis é bastante elevada. Assim, todas as decisões estipuladas durante a aplicação da AFE são baseadas em critérios teóricos e metodológicos, visando à obtenção de um modelo factorial adequado.

De acordo com Anderson et al. (2005), o processo de planeamento de uma análise factorial envolve três decisões básicas:

1. Cálculo dos dados de entrada para atender aos objectivos especificados de agrupamento de variáveis;
2. Planeamento do estudo em termos do número de variáveis, propriedades de medidas das variáveis e tipos de variáveis admissíveis; e
3. Decisão sobre o tamanho necessário para a amostra em termos absolutos e como função do número de variáveis na análise.

A primeira decisão no planeamento de uma análise factorial focaliza a abordagem empregada para calcular a matriz de correlação para a análise factorial do tipo R ou tipo Q. No segundo ponto, duas questões específicas devem ser respondidas: Como as variáveis são medidas e Quantas variáveis devem ser incluídas na análise.

Segundo Pestana e Gageiro (2008), na análise factorial, geralmente as variáveis são consideradas como medidas métricas. De acordo com estes mesmos autores, também podem ser empregadas variáveis não métricas, medidas em escalas do tipo Likert com 5 ou 7 pontos ordinais. A análise factorial onde as variáveis são medidas numa escala de Likert é denominada análise factorial em

escalas de avaliação, e segue os procedimentos estabelecidos para variáveis métricas, acrescida de verificação da consistência interna de cada factor.

2.4.3 Tamanho da amostra

De acordo com Pestana e Gageiro (2008), o tamanho mínimo da amostra para se ajustar a uma AF depende do número de variáveis que estão sendo analisadas. Quanto maior esse número, mais dados devem ser recolhidos, pois mais parâmetros precisam ser estimados. Segundo Costello e Osborne (2005), grande parte dos trabalhos recomendam um mínimo de 10 observações para cada variável colectada. Segundo esses autores, o tamanho da amostra também depende da natureza dos dados observados. Se as variáveis se separam muito bem nos factores e apresentam comunalidade alta, não são necessários muitos dados.

Hair et al. (2005) indicam que dificilmente conseguimos realizar uma AF com uma amostra menor do que 50 observações, sugerindo que, de preferência, o tamanho deve ser maior ou igual a 100. Os autores ainda fazem as seguintes recomendações: como regra geral, ter pelo menos cinco vezes mais observações do que o número de variáveis analisadas, mas sendo ideal uma proporção de dez para um; sempre tentar ter a maior razão possível de casos por variável, o que pode ser obtido sendo parcimonioso com a escolha das variáveis e selecção teórica e prática das variáveis.

Segundo Pasquali (1999), técnicas estatísticas como a análise factorial fazem exigências grandes dos dados. Assim, eles precisam produzir variância suficiente para que a análise seja consistente. O autor faz a seguinte recomendação sobre a AF: qualquer análise com menos de 200 observações dificilmente pode ser levada em consideração.

Para Field et al. (2012), uma amostra de 300 ou mais provavelmente resultará numa solução estável da análise factorial, mas é importante o pesquisador medir variáveis suficientes para todos os factores esperados teoricamente.

2.4.4 Verificação de Pressupostos da Análise Factorial

A Análise Fatorial como toda técnica estatística possui alguns pressupostos que devem ser atendidos para assegurar a confiabilidade dos resultados. Sendo esses: Verificação da confiabilidade do instrumento de registo; Normalidade, Correlação e Linearidade dos dados; Medidas de adequação da amostra e das variáveis (Hair et al., 2009).

Instrumento de Registo

O primeiro passo é verificar se o instrumento de registo utilizado para recolha de dados é eficiente para aplicação da técnica AFE. Um teste muito utilizado para tal fim é o Coeficiente Alpha de Cronbach, criado em 1951 por Lee J. Cronbach. Com objectivo de estimar a confiabilidade de um

questionário aplicado em uma pesquisa, calculado a partir da variância dos itens individuais e da variância da soma dos itens de um instrumento de registo que utilizem a mesma escala de medição. Podendo medir blocos de questões, constructos, factores e ou o questionário como um todo (Maroco e Marques 2006). Na Tabela 2.1 apresenta-se a classificação dos resultados da Aplicação do Coeficiente Alpha de Cronbach.

A fórmula proposta por Cronbach é:

$$\alpha = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum_{j=1}^k \sigma_j^2}{\sigma_T^2} \right) \quad (2.1)$$

Onde k é o número de itens do instrumento, σ_j^2 é a variância do item j ($j = 1, \dots, k$) e σ_T^2 é a variância dos totais da escala definida.

Tabela 2.1: Classificação da Aplicação do Coeficiente Alpha de Cronbach.

| Valor de α | Confiabilidade |
|---------------------------|----------------|
| $\alpha > 0,90$ | Muito Alta |
| $0,75 < \alpha \leq 0,90$ | Alta |
| $0,60 < \alpha \leq 0,75$ | Moderada |
| $0,30 < \alpha \leq 0,60$ | Baixa |
| $\alpha \leq 0,30$ | Muito Baixa |

Fonte: Maroco e Marques, 2006.

Nível de mensuração das variáveis

O pesquisador precisa entender os diversos níveis de medida pois, ao identificar a escala de medida de cada variável que está sendo utilizada, deve-se estar atento para que dados qualitativos não sejam erroneamente usados como quantitativos e vice-versa. E, o nível de medida é crucial para determinar que técnicas multivariadas são as mais adequadas aos dados, considerando tanto variáveis independentes como dependentes (Hair et al., 2005).

No caso da análise factorial, quanto ao nível de mensuração, a literatura mais conservadora recomenda apenas o uso de variáveis contínuas ou discretas (Figueiredo & Silva, 2010). No entanto, devido à sofisticação actual dos softwares estatísticos, é possível realizar análise factorial com variáveis categóricas e isto é importante, pois nas Ciências Humanas e Sociais. Portanto, o pesquisador deve ter clareza da análise realizada e de suas eventuais limitações.

Normalidade

De acordo com Hair et al. (2005), os testes de normalidade são utilizados para verificar se a distribuição de probabilidade associada a um determinado conjunto de dados segue a distribuição de Probabilidade de Gauss. Verificar a normalidade dos dados é importante para adiante definir qual melhor método de estimação dos factores para os dados analisados.

É possível verificar se os dados seguem uma distribuição de normalidade de gráficos e testes estatísticos. É importante verificar a normalidade dos resíduos de ambas as formas, pois o problema não deve ser verificado somente graficamente, uma vez que a decisão de normalidade depende muito da interpretação do pesquisador o que pode variar muito de um para o outro. Graficamente, podem ser feitos gráficos como histogramas e ou o gráfico normal de probabilidade, Mingoti (2013).

Já os testes têm-se como referência o p-valor. Existem vários testes que podem ser realizados, como testes de Shapiro-Francia, Cramer-Von-Mises, Anderson-Darling, Kolmogorov-Smirnov, porém por possuir um alto poder de eficiência e ser muito utilizado, adopta-se em muitos estudos o teste de Shapiro-Wilk, Maroco (2007).

Tendo como hipótese:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{A amostra provém de uma população normal} \\ H_1 : \text{A amostra não provém de uma população normal} \end{array} \right.$$

A Estatística do teste de Shapiro-Wilk é dada por:

$$W = \frac{\left(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)}\right)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.2)$$

Onde: x_i é a variável aleatória observada; $x_{(i)}$ são as ordenações amostrais (valores ordenados do menor para o maior); \bar{x} é a média das variáveis aleatórias observadas e a_i são coeficientes específicos para o tamanho da amostra.

Ao avaliar a estatística do teste através do p-valor, define-se primeiramente o nível de significância do teste (α), normalmente 0,05. Como regra de decisão, tem-se que se o p-valor $> \alpha = 0,05$, não rejeita-se H_0 , o que indica que a amostra provém de uma população normal.

Matriz de correlações

Antes de iniciar a Análise Factorial, é crucial verificar a matriz de correlações para garantir que as variáveis analisadas sejam altamente correlacionadas entre si, o que é fundamental para que a

Análise Factorial seja significativa. É importante definir previamente o nível de mensuração das variáveis e o tipo de correlação apropriada, Hair et al. (2005).

Field et al. (2012) sugerem que a maioria das entradas da matriz devem estar acima de 0,3. Se algumas variáveis tiverem muitas correlações abaixo desse valor, elas são candidatas a serem excluídas das análises. Entretanto, correlações baixas são um primeiro indício de alerta sobre possíveis variáveis problemáticas.

Segundo Field et al. (2012) a situação no outro extremo, em que as variáveis são perfeitamente correlacionadas, também causa problemas na estimação do modelo. Esse problema é conhecido como multicolinearidade e também ocorre quando ajustamos modelos de regressão. Acontece que, quando duas variáveis têm uma correlação quase perfeita, fica inviável separar o peso delas em cada um dos factores. Os autores recomendam verificar se existem muitos casos em que a correlação é superior a 0,8.

Yong e Pearce (2013) recomendam calcular, para cada variável, a Correlação Múltipla ao Quadrado (CMQ), que é uma espécie de medida inicial da comunalidade, que mede o quanto da variabilidade de cada variável pode ser explicada pelas demais. Segundo os autores, variáveis com CMQ muito próxima de zero, completamente independente das demais, ou um tem toda sua variabilidade explicada pelas outras são possíveis candidatas a serem descartadas da base de dados.

Entretanto, correlações baixas são um primeiro indício de alerta sobre possíveis variáveis problemáticas. Além da análise visual da matriz de correlação, o caso mais extremo em que todas variáveis são independentes entre si pode ser verificado por meio dos testes de Esfericidade de Bartlett, Medida de adequação da amostra KMO e Medida de adequação de cada variável MSA, que indicam o quanto as variáveis podem estar correlacionadas e assim definir se a matriz de dados está apropriada para adoção da Análise Factorial (Mingoti, 2013).

Teste de Bartlett

Na situação extrema de independência perfeita entre todas as variáveis, a matriz de correlação se reduz à matriz identidade, pois todos os elementos fora da diagonal principal são iguais a zero. Isso significa que as variáveis não se agrupam para formar nenhum constructo e, portanto, a construção dos factores perde todo seu sentido. O Teste de Bartlett tem essa situação como sua hipótese nula e, caso ela seja rejeitada, pode-se concluir que existe algum tipo de associação entre as variáveis e que elas podem, de facto, representar conjuntamente um ou mais traços latentes. Portanto, o Teste de Bartlett deve ser estatisticamente significativo ($p < 0,05$), (Matos & Rodrigues, 2014).

Segundo Field et al. (2012), o Teste de Bartlett, como todo teste de hipótese, depende muito do tamanho amostral e tende a rejeitar a hipótese nula para amostras grandes. Como no caso da Aná-

lise Factorial não podemos trabalhar com amostras pequenas, a significância desse teste não é uma garantia de que todas as variáveis vão se agrupar em factores. Os autores recomendam, portanto, excluir aquelas que apresentam uma correlação muito baixa com todas as demais.

O Teste de esfericidade de Bartlett testa a hipótese de que $H_0 : \Sigma = I$ e $H_1 : \Sigma \neq I$, onde I é a matriz identidade e Σ é a matriz de correlação das p variáveis. É um teste que avalia se os elementos da matriz são aproximadamente nulos e sua diagonal é igual a 1. Se a correlação for igual a uma matriz identidade, isso indica que a aplicação do modelo factorial é inapropriada (Malhotra, 2006). Seja a estatística de teste definida por:

$$\chi^2 = - \left[(n - 1) - \frac{2p + 5}{6} \right] \cdot \log |\mathbf{R}| \quad (2.3)$$

onde:

n - Tamanho da Amostra

p - Número de Variáveis

$|\mathbf{R}|$ - Determinante da Matriz de Correlação

Esta estatística baseia-se na Distribuição Qui-Quadrado com $p(p - 1)/2$ graus de liberdade, onde a região crítica (RC) é definida por: $\chi^2 \geq \chi_{1-\alpha}^2(p(p - 1)/2)$, sendo α o nível de significância determinado pelo investigador.

Rejeita-se a hipótese nula se $\chi_{\text{obs}}^2 \geq \chi_{1-\alpha}^2(p(p - 1)/2)$, o que implica ter-se evidências de que a matriz identidade é diferente da matriz de correlação. Se assim for, a análise factorial é adequada para tratar o conjunto de dados observados (Tabachnick e Fidell, 2007).

Medida de Adequação da Amostra KMO

Para verificar a adequação da amostra é possível adotar o índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) proposto por Kaiser, Meyer e Olkin. O objetivo do KMO é comparar a amplitude das correlações observadas entre as variáveis com a amplitude das correlações parciais, sendo que esta última indica o grau de relação entre duas variáveis ignorando a influência das outras. O índice KMO está apresentado a seguir:

$$\text{KMO} = \frac{\sum_{i < j} r_{ij}^2}{\sum_{i < j} r_{ij}^2 + \sum_{i < j} p_{ij}^2}, \quad (2.4)$$

Onde: r_{ij} é o coeficiente de correlação entre as variáveis i e j ; e p_{ij} é a correlação parcial entre as variáveis i e j , controlada pelas restantes variáveis.

Observe na Tabela 2.2 a classificação do índice KMO que varia entre 0 e 1, quanto menor as correlações parciais mais o índice se aproxima de 1 (Belfiore et al., 2006).

Tabela 2.2: Classificação da Aplicação da Análise Factorial pela Estatística KMO

| KMO | Classificação |
|-------------|---------------|
| 0,90 - 1,00 | Excelente |
| 0,80 - 0,90 | Ótimo |
| 0,70 - 0,80 | Bom |
| 0,60 - 0,70 | Regular |
| 0,50 - 0,60 | Ruim |
| 0,00 - 0,50 | Inadequado |

Fonte: Belfiore et al., 2006.

Medida de Adequação de Cada Variável MSA

A matriz de correlação anti-imagem é uma matriz que contém os valores negativos das correlações parciais, dando indício de quais variáveis podem ser removidas do modelo.

Deste modo, a medida de adequação da amostra, MSA, é calculada, de forma similar ao KMO, pela seguinte expressão:

$$MSA = \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_i^2}{\sum_{i,j=1}^p \lambda_i^2 + \sum_{i,j=1}^p r_{ij}^2} \quad (2.5)$$

Onde:

- p é o número de variáveis;
- λ_i são os autovalores da matriz de correlação anti-imagem;
- r_{ij} são os elementos da matriz de correlação das variáveis.

Deste modo, deve-se analisar os valores das variáveis individuais, os quais são desejáveis que sejam altos, indicando que a variável é aceitável, ou seja, é adequada para a utilização da AF.

Vale ressaltar que a variável que possui baixa relação com as demais variáveis não necessariamente deve ser excluída, pois pode ser representada por um único factor comum isoladamente (Hair et al., 2009).

2.4.5 Métodos de Estimação

Segundo Anderson et al. (2005), neste estágio as decisões devem ser tomadas com relação ao método de extração dos factores e o número de factores seleccionados para representar a estrutura

latente dos dados. O método de extração dos factores depende do objectivo do estudo. Entretanto, os métodos fundamentais para obter soluções factoriais são o método das Componentes Principais e de Máxima Verossimilhança.

Componentes Principais

De acordo com Martinez (2013), a análise de Componentes Principais é utilizada com objectivo de reduzir a dimensão dos dados, por isso é recomendada quando existem muitas variáveis no questionário. Baseia-se em uma decomposição espectral que transforma variáveis correlacionadas em um número menor de não correlacionadas, chamadas de componentes principais. As componentes principais explicam grande parte da variabilidade dos dados com um número menor de variáveis. Essa técnica quando utilizada para a estimação da AF, fornece uma factoração da matriz de covariância, resultando em pares de autovalores e correspondentes autovectores normalizado, que permitem determinar respectivamente as variâncias e cargas factoriais.

Com esse método notamos uma concentração da maior proporção da variância no primeiro factor, a segunda maior proporção no segundo factor e assim sucessivamente até o último factor que apresenta a menor concentração. O que permite uma redução dos dados, já que em sua maioria os critérios de determinação de factores utilizam a variância explicada como um elemento de mensuração.

Máxima Verossimilhança

O método de Máxima Verossimilhança, para ser utilizado, primeiramente necessita de uma suposição de normalidade conjunta das variáveis. Permitirá uma estimação das cargas factoriais e das covariâncias, maximizando a função de verossimilhança. Assim, obtêm-se, através de métodos numéricos, esses estimadores que se adequam melhor a essa função (Johnson e Wichern, 2002).

2.4.6 Critérios para determinar o número de factores

Os factores são extraídos na ordem do mais explicativo para o menos explicativo, para a estimação desses factores basta extrair os autovalores da matriz de correlação amostral. Teoricamente, o número de factores é sempre igual ao número de variáveis. Entretanto, alguns poucos factores são responsáveis por grande parte da explicação total. Por tanto observa-se quais autovalores são mais importantes em termos de grandeza numérica, utilizando os seguintes critérios (Mingoti, 2013).

1. **Critério de Kaiser:** Deve-se reter os factores em que o autovalor seja igual a 1. Ou seja, apenas os factores que possuem autovalores maiores que 1 são considerados significativos e todos os demais são considerados insignificantes ou descartados;
2. **Critério do Scree plot:** Representa-se graficamente a contribuição e a importância de cada factor na explicação da variância total das variáveis originais. Os factores encontram-se no eixo x e os respectivos autovalores no eixo y . Deste modo, observamos a partir de quantos

factores o ganho da variância total explicada já não é mais considerável, ou seja, um ponto de inflexão da curva;

3. **Critério a Priori:** É um critério em que o investigador já sabe quantos factores serão extraídos antes de realizar a análise factorial. Sendo assim, simplesmente instrui o computador a parar a análise quando o número de factores for extraído e
4. **Critério da Percentagem da Variância:** O critério é bem similar ao critério a priori, porém, ao invés de se definir o número de factores de interesse, escolhe-se uma quantidade mínima da variância a ser explicada. Deste modo, o processo computacional terminará ao determinar os factores que expliquem a montante especificado de variância.

2.4.7 Rotação de Factores

Segundo Nascimento (2017), a interpretação dos factores originais pode não ser tarefa muito fácil em alguns casos, devido à aparição de coeficientes de grandeza numérica similar. A rotação de factores surge com o propósito de alcançar uma estrutura simples que resulte em factores interpretáveis e que expliquem as relações das variáveis em relação aos factores com mais clareza.

As soluções de factores não-rotacionados extraem factores na ordem de sua importância, sendo que o primeiro factor tende a ser um factor geral com quase toda a variável com carga significativa, e explica a maior parte da variância; os factores seguintes são então baseados na quantidade residual de variância. Então, o efeito final de rotacionar a matriz factorial é redistribuir a variância dos primeiros factores para os últimos, com o objectivo de atingir um padrão factorial mais simples e teoricamente mais significativo (Hair et al., 2009).

Existem vários critérios de rotação, podendo ser ortogonais ou oblíquos. Os métodos ortogonais produzem factores que não estão correlacionados entre si, chamados de factores ortogonais, sendo interpretados a partir de suas cargas factoriais. Na rotação oblíqua, os factores estão correlacionados e, para a interpretação da solução, torna-se necessária a consideração simultânea das correlações e das cargas. É um procedimento de extrema importância para a interpretação dos factores e, assim, para a construção das variáveis latentes (Haverroth, 2017).

Rotacção Ortogonal

De acordo com Mingoti (2013), os métodos rotacionais ortogonais mais usuais são o Varimax, o Quartimax e o Equamax, descritos a seguir:

1. **Quartimax:** Rotaciona o factor inicial de modo que uma variável tenha carga alta em um factor e cargas tão baixas quanto possível em todos os outros factores. Neste método, muitas variáveis podem ter carga alta no mesmo factor, pois o método busca minimizar o número de factores necessários para explicar uma variável.

2. **Varimax:** Minimiza o número de variáveis que têm altas cargas em um factor, assim para cada factor existe apenas alguns pesos significativos e todos os outros são próximos de zero. Ou seja, concentra na simplificação das colunas, de modo que cada coluna contenha cargas altas, isto é, próximas a 1 ou -1 e o restante das cargas dessa coluna sejam próximas a zero.
3. **Equamax:** Congrega características dos métodos Quartimax e Varimax, ou seja, seu objetivo é simplificar linhas e colunas simultaneamente, simplificação dos fatores e das variáveis.

Rotacção Oblíqua

Em diversas situações a rotação ortogonal não consegue encontrar estruturas simples, devido ao comportamento das variáveis e dos factores, normalmente por apresentarem uma estrutura de coeficientes com valores absolutos grandes em dois ou mais factores. Uma alternativa é a utilização de rotações oblíquas, esse tipo de rotação é muito utilizado para dados de testes psicológicos, pois os traços latentes possuem correlação entre si.

Os métodos de rotação oblíqua mais conhecidos são o Direct Oblimin e Promax, nesses métodos as comunalidades são preservadas, porém os factores gerados apresentam-se mais fortemente correlacionados. Vale destacar que a rotação não afecta a qualidade de ajuste do modelo factorial, as comunalidades e o total da variância explicada pelos factores. Entretanto, o percentual de variância explicada em cada factor muda após rotação.

2.4.8 Critérios para a significância de cargas factoriais

Segundo Anderson et al. (2005), ao interpretar factores, é preciso tomar a decisão sobre quais cargas valem a pena considerar. Podem ser ponderados os seguintes critérios para a significância de cargas factoriais: avaliação da significância estatística e garantia da significância prática.

Avaliação da significância estatística

Nesta abordagem, a significância de cargas factoriais é considerada com base no tamanho da amostra. Entretanto, a identificação de cargas factoriais significativas é ponderada segundo as orientações de Anderson et al. (2005), presentes na Tabela 2.3.

Garantia da significância prática

Nesta abordagem, considera-se que as cargas factoriais maiores que ± 0.30 atingem o valor mínimo; cargas de ± 0.40 são consideradas mais importantes e se as cargas são de ± 0.50 ou maiores são consideradas com significância prática.

Tabela 2.3: Identificação de cargas fatoriais significativas com base no tamanho da amostra

| Carga Fatorial | Tamanho necessário da amostra para significância |
|----------------|--|
| 0.30 | 350 |
| 0.35 | 250 |
| 0.40 | 200 |
| 0.45 | 150 |
| 0.50 | 120 |
| 0.55 | 100 |
| 0.60 | 85 |
| 0.65 | 70 |
| 0.70 | 60 |
| 0.75 | 50 |

2.4.9 Interpretação da Matriz Factorial

Segundo Anderson et al. (2005), a interpretação deve iniciar com a primeira variável no primeiro factor e se mover horizontalmente da esquerda para a direita, procurando a carga mais alta para aquela variável em qualquer factor. Quando a maior carga é identificada, deverá ser ponderada se for significativa. Uma vez que todas as variáveis tenham sido identificadas em seus respectivos factores, deve-se ver a comunalidade de cada variável para analisar se ela atende a níveis de explicação aceitáveis. Se há variáveis que não carregam em qualquer factor ou cujas comunalidades são consideradas muito baixas, há duas opções:

- Interpretar a solução como ela é e simplesmente ignorar as respectivas variáveis;
- Avaliar cada variável para possível eliminação, e em seguida especificar o modelo factorial pela determinação de uma nova solução factorial sem as variáveis eliminadas.

Quando se obtém uma solução factorial, na qual todas as variáveis têm uma carga significativa em um factor, procede-se à nomenclatura dos factores. Entretanto, as variáveis com cargas mais altas são consideradas mais importantes e têm maior influência sobre o nome seleccionado para representar um factor. Em cada factor, sinais iguais significam que as variáveis estão positivamente correlacionadas e sinais opostos significam que as variáveis estão negativamente correlacionadas Anderson et al. (2005).

2.4.10 Validação dos Resultados da Análise Factorial

O último estágio envolve a avaliação do grau de generalidade dos resultados para a população. O método directo de validar os resultados é mover-se para uma perspectiva confirmatória e avaliar a repetitividade dos resultados, seja como uma amostra particionada no conjunto de dados originais ou com uma amostra separada (Anderson et al., 2005).

Segundo Maroco (2007), para avaliar a qualidade do modelo factorial, é necessário averiguar quão bem a estrutura factorial deduzida se ajusta aos dados, isto é, quão bem reproduz as correlações

observadas entre as variáveis originais.

A comparação das correlações observadas entre as variáveis originais com as correlações estimadas pelo modelo factorial retido, o índice Goodness Fit Index (GFI), o índice Root Mean Square Residual (RMSR) e o teste Qui-quadrado do ajustamento do modelo aos dados, são alguns procedimentos estatísticos que permitem aferir a qualidade do ajustamento do modelo factorial (Maroco, 2007).

Índice Root Mean Square Residual (RMSR)

O Índice Root Mean Square Residual (RMSR) é calculado a partir do quadrado médio entre as diferenças das correlações estimadas e observadas. O ajustamento é considerado como inaceitável para valores de RMSR superiores a 0.1, bom para RMSR inferiores a 0.1 e muito bom para RMSR inferiores a 0.01. A expressão de cálculo é conforme descrita por Maroco (2007):

$$RMSR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p (P_{ii} - R_{ii})^2}{p(p-1)/2}} \quad (2.6)$$

Onde:

- p é o número de variáveis originais.
- P_{ii} representa as correlações estimadas.
- R_{ii} representa as correlações observadas.

2.5 Análise de Regressão

A análise de regressão é o método apropriado quando o problema de pesquisa envolve uma única variável dependente considerada relacionada com uma ou mais variáveis independentes. O objetivo da análise de regressão é prever as mudanças na variável dependente como resposta a mudanças nas variáveis independentes (Anderson et al., 2005).

Segundo Maroco (2007), os modelos de regressão ordinal servem aos mesmos propósitos que os de regressão linear, nomeadamente os inferenciais e de estimativa. Na regressão ordinal, a variável dependente toma valores discretos, ou categorias, ordenáveis, cuja distância entre elas não é conhecida. As variáveis independentes podem ser quantitativas ou qualitativas. Não se assume uma relação linear entre a variável dependente e as independentes, não é exigido que as variáveis preditoras apresentem distribuição normal e é menos sensível a valores discrepantes.

2.5.1 Pressupostos na Regressão Ordinal

Uma questão básica no processo de cálculo dos coeficientes da regressão é se os erros na previsão da variável dependente são um resultado de uma ausência real de relação entre as variáveis, ou se são causados por algumas características dos dados não acomodadas pelo modelo de regressão (Anderson et al., 2005).

Segundo Garson (2011), as suposições mais críticas na regressão ordinal são relativas a três aspectos: número de classes ordenáveis da variável dependente; tamanho da amostra e homogeneidade dos declives.

Número de classes da variável dependente e tamanho da amostra

A variável dependente tem um número limitado de classes ordenadas, tipicamente entre três e seis classes. A estimativa do modelo ordinal é feita iterativamente com o método de máxima verossimilhança, o que requer uma amostra maior do que a exigida na regressão linear (Garson, 2007). Vale lembrar que Anderson et al. (2005) recomendam, na regressão linear, uma razão mínima de 5 observações para cada variável independente.

Pressuposto da homogeneidade dos declives

Segundo Maroco (2007), no modelo definido anteriormente, o coeficiente de regressão (β) não apresenta índice k . Assim, o modelo assume que o efeito das variáveis independentes sobre o $\text{Logit}\{P(Y \leq k)\}$ é idêntico para todas as classes da variável dependente, e que a resposta observada em cada classe apenas se encontra deslocada para a direita ou para a esquerda, em função do parâmetro de localização. Para avaliar este pressuposto, é necessário testar:

$$\begin{cases} H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{k-1} \text{ (todos os declives são iguais)} \\ H_1 : \exists k, l : \beta_k \neq \beta_l \text{ (existe pelo menos um declive diferente dos restantes)} \end{cases}$$

A estatística do teste é:

$$X^2 = -2 \ln \left[\frac{L_{H1}}{L_{H0}} \right] \sim \chi^2_{(k-2)p}$$

Se o valor- p do teste for menor ou igual ao nível de significância (α) adotado, rejeita-se a hipótese nula.

2.5.2 Principais Modelos Ordinais

Segundo Agresti (2010), o Modelo de regressão logística ordinal é aplicado quando o número de categorias da variável resposta excede dois e quando estas são ordenadas. Existe uma variedade de modelos para variáveis ordinais que respeitam a natureza ordinal dos dados, os quais são aplicados quando há interesse em verificar a relação entre a variável resposta ordinal e as variáveis explanatórias de relevância para o estudo, sendo que as variáveis explanatórias podem ser contínuas ou categóricas.

Quando se utiliza modelos nominais para variáveis ordinais, as permutações das categorias são irrelevantes e, conseqüentemente, muita informação é perdida. Métodos ordinais possibilitam descrição simples dos dados e permitem inferências mais poderosas sobre as características da população do que os modelos para variáveis nominais que ignoram a informação ordinal.

A seguir serão apresentados os modelos utilizados quando a variável resposta é ordinal, que utilizam a ligação logito. Assim como no Modelo de regressão logística binária, outros tipos de ligações podem ser usados, como probito e complemento log-log.

Modelo Logito Cumulativo

Considerando uma variável resposta Y_i com c categorias ordinais, o logito cumulativo é definido por:

$$\text{logito}[P(Y_i \leq j|x_i)] = \log \left(\frac{P(Y_i \leq j|x_i)}{1 - P(Y_i \leq j|x_i)} \right) = \frac{\log(\pi_1(x_i) + \dots + \pi_j(x_i))}{(\pi_{j+1}(x_i) + \dots + \pi_c(x_i))} \quad (2.7)$$

onde j representa cada categoria ordenada da variável resposta e $P(Y_i = j|x_i) = \pi_j(x_i)$ representa a probabilidade de ocorrência da j -ésima categoria de resposta para um dado vector x_i de p covariáveis, com $\sum_{j=1}^c \pi_j(x_i) = 1$.

Modelo Logito Cumulativo Com Chances Proporcionais

O Modelo logito cumulativo com chances proporcionais foi popularizado por Cullagh (1980) com o nome de Modelo de chances proporcionais. Entretanto, o autor referiu-se a esse modelo por Modelo logito cumulativo com chances proporcionais devido à estrutura de chances proporcionais também poder ser utilizada para outros tipos de modelos, como o Modelo logito categorias adjacentes ou Modelo logito razão contínua, Agresti (2010).

$$\text{logito}[P(Y_i \leq j|x_i)] = \alpha_j + \beta' X_i \quad (2.8)$$

em que $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)'$ é um vector de p parâmetros desconhecidos, x_i denota o vector dos valores das variáveis explanatórias para a observação i e j representa cada categoria ordenada da variável resposta. Os interceptos α_j são tais que $\alpha_1 < \alpha_2 < \dots < \alpha_j$, pois as probabilidades cumulativas $P(Y_i \leq j)$ aumentam em j para cada valor fixo de x_i .

O Modelo logito cumulativo com chances proporcionais tem para cada logito cumulativo um intercepto α_2 e o mesmo coeficiente angular β . Este efeito comum implica que as probabilidades cumulativas têm a mesma curvatura. Esse modelo liga os $c - 1$ logits a um único modelo, ou seja, o modelo é mais simples de se interpretar do que se fossem ajustados $c - 1$ modelos separados.

2.5.3 Estimação dos Coeficientes do Logit Ordinal

A estimação dos parâmetros do modelo pode ser realizada pelo método de máxima verossimilhança. Para um conjunto de observações, (x_1, x_2, \dots, x_n) , de uma variável X , a função de verossimilhança na regressão logística ordinal é dada por (Agresti, 2013):

$$\begin{aligned} L &= \prod_{i=1}^n \left\{ \prod_{j=1}^m [P(Y \leq j|X_i = x_i) - P(Y \leq j-1|X_i = x_i)]^{Y_{ij}} \right\} \\ &= \prod_{i=1}^n \left\{ \prod_{j=1}^m \left[\frac{e^{\alpha_j - X_i \beta}}{1 + e^{\alpha_j - X_i \beta}} - \frac{e^{\alpha_{j-1} - X_i \beta}}{1 + e^{\alpha_{j-1} - X_i \beta}} \right]^{Y_{ij}} \right\} \end{aligned} \quad (2.9)$$

As equações resultantes não têm soluções directas porque são não-lineares. Por esta razão, é necessário a utilização de um método iterativo para obter os estimadores de máxima verossimilhança. Portanto, Para facilitar a implementação do método, utiliza-se a transformação logarítmica da função de verossimilhança, LL , que é dada por:

$$\begin{aligned} LL &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m Y_{ij} [P(Y \leq j|X_i = x_i) - P(Y \leq j-1|X_i = x_i)] \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m Y_{ij} \left[\frac{e^{\theta_j - x_i \beta}}{1 + e^{\theta_j - x_i \beta}} - \frac{e^{\theta_{j-1} - x_i \beta}}{1 + e^{\theta_{j-1} - x_i \beta}} \right] \end{aligned} \quad (2.10)$$

2.5.4 Funções de Ligação

A função de ligação é a função inversa da função de distribuição cumulativa, F , dos erros num modelo, que, neste caso, é a função de distribuição logística. Em geral, uma função de ligação faz a ligação linear entre a parte aleatória do modelo $P(Y \leq j)$ e a sua parte sistemática $X * \beta$ (Maroco, 2018).

São várias as funções de ligação que se podem usar para a aproximação de um modelo, em que a sua escolha depende do tipo de resposta e dos objectivos do estudo particular que se pretende desenvolver. A escolha da função de ligação constitui, em geral, o passo inicial no processo de ajustamento de um modelo logístico aos dados. A escolha de uma função de ligação deve estar de acordo com a forma da distribuição de frequências das categorias da variável dependente. Esta escolha é importante, porque a significância e a capacidade preditiva do modelo adoptado pode ser comprometida por uma escolha incorrecta da função de ligação. Na tabela 2.4 estão apresentadas as funções de ligação que podem ser usadas quando a variável dependente é categórica ordinal (Maroco, 2018).

Tabela 2.4: Funções de ligação que podem ser usadas quando a variável dependente é categórica

| Função de Ligação | Função de distribuição Associada | Aplicação |
|----------------------|---|--|
| Logit | $\ln \left[\frac{P(Y \leq j)}{P(Y > j)} \right]$ | As classes de Y apresentam distribuição uniforme. |
| Log-log Complementar | $\ln(-\ln(1 - P[Y \leq j]))$ | As classes de Y de maior ordem são as mais frequentes. |
| Log-log negativo | $-\ln(-\ln(P[Y \leq j]))$ | As classes de Y de menor ordem são as mais frequentes. |
| Cauchit | $\tan(\pi(P[Y \leq j]) - \frac{\pi}{2})$ | As classes de Y de menores e de maiores ordens são as mais frequentes. |
| Probit | $\phi^{-1}(P[Y \leq j])$ | A variável latente tem distribuição normal |

2.5.5 Avaliação da Qualidade do Modelo

Segundo Maroco (2007), a avaliação da qualidade do ajustamento e do modelo é feita de modo equivalente ao da regressão logística. A significância do modelo é avaliada pelo teste do quociente de verossimilhanças ou pelos testes do Qui-Quadrado e da Deviance enquanto a significância prática do modelo é avaliada pelo pseudo R^2 .

A medida geral do quão bem o modelo se ajusta, semelhante ao valor das somas de quadrados de erros ou resíduos para a regressão múltipla, é dada pelo valor de verossimilhança. Um modelo bem ajustado terá um valor pequeno para $-2LL$ ($-2 \log$ verossimilhança). Um ajuste perfeito tem

uma verossimilhança de 1, ou seja, $-2LL$ é igual a zero. O teste Qui-quadrado para a redução no valor do logaritmo da verossimilhança fornece uma medida da melhora, devido à introdução das variáveis independentes. Um modelo nulo, o qual é semelhante a calcular a soma total de quadrados usando a média, fornece o ponto de referência para comparação (Anderson et al., 2005).

Teste do Rácio de Verossimilhança

Para testar a significância do modelo ajustado, é necessário testar as seguintes hipóteses (Maroco, 2007):

$$\begin{cases} H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0 \text{ (o modelo não é estatisticamente significativo)} \\ H_1 : \exists i : \beta_i \neq 0 \text{ (o modelo é estatisticamente significativo)} \end{cases}$$

Se o modelo ajustado não for significativo, não será possível prever a probabilidade a partir das variáveis independentes no modelo.

De acordo com Anderson et al. (2005) e Maroco (2007), a estatística de teste para a significância do modelo compara a verossimilhança do modelo nulo com a verossimilhança do modelo completo. O $-2LL$ ($-2 \log$ verossimilhança) é um indicador da mediocridade do ajustamento do modelo aos dados: quanto maior for o $-2LL$, pior é o ajustamento. Um ajuste perfeito tem uma verossimilhança de 1, ou seja, $-2LL$ é igual a zero.

Segundo Maroco (2007), o teste Qui-quadrado para a redução no valor do logaritmo da verossimilhança fornece uma medida da melhora, devido a introdução das variáveis independentes no modelo. A estatística de teste à significância do modelo G^2 é calculada a partir das estatísticas de teste para o modelo nulo, X_0^2 , e do modelo completo, X_c^2 , a partir da expressão:

$$G^2 = X_0^2 - X_c^0 = -2LL_0 - (-2LL_c) = -2 \ln \left[\frac{L_0}{L_c} \right] \sim \chi_{(p)}^2 \quad (2.11)$$

Onde: p é o número de variáveis independentes.

Sob a hipótese nula, G^2 tem distribuição assintótica Qui-quadrado com p graus de liberdade. Entretanto, se o p -valor for inferior ou igual ao nível de significância (α) adoptado, rejeita-se a hipótese nula, concluindo-se que pelo menos uma das variáveis independentes afecta significativamente as probabilidades de ocorrência das classes da variável dependente.

Teste de Ajustamento ao Modelo

Para testar a significância do ajustamento do modelo completo é necessário formular as hipóteses:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{O modelo ajusta-se aos dados} \\ H_1 : \text{O modelo não se ajusta aos dados} \end{array} \right.$$

O teste do Qui-quadrado de Pearson e o teste Deviance são duas estatísticas que permitem testar a hipótese do ajustamento do modelo aos dados (Maroco, 2007).

O teste de Qui-quadrado de Pearson é muito útil para modelos com um número reduzido de variáveis explicativas qualitativas, porém muito sensível a células vazias. Entretanto, ao estimar modelos com um número grande de variáveis explicativas qualitativas ou quantitativas, surgem frequentemente muitas células vazias. Contudo, ambos testes de ajustamento devem apenas ser usados somente e se 80% dos valores esperados em cada célula forem maiores ou iguais a 5 (Maroco 2007).

Uma outra forma de avaliar a qualidade do modelo é, à semelhança da regressão linear, a de avaliar a dimensão do efeito do modelo. Porém, na regressão logística e ordinal não é possível calcular o R^2 usado na regressão linear, uma vez que ao invés de minimizar os desvios quadráticos, a regressão logística maximiza a verosimilhança de que um evento ocorra. Entretanto, para avaliar o ajustamento do modelo aos dados, foram desenvolvidos vários pseudo R^2 . O pseudo R^2 é semelhante ao R^2 da regressão linear, no sentido de que estão na mesma escala, variando de 0 a 1, onde os valores mais altos indicam um melhor ajuste de modelo aos dados (Anderson et. Al, 2005).

Segundo Maroco (2007), o pseudo R^2 de Cox e Snell, o pseudo R^2 de Nagelkerke e o pseudo R^2 de McFadden são os vulgarmente utilizados na regressão categorial. No entanto, o pseudo R^2 de Cox e Snell nunca atinge o valor 1 mesmo quando o ajustamento é perfeito; é calculado a partir da seguinte expressão:

$$R_{CS}^2 = 1 - e^{\frac{2(LL_C - LL_0)}{n}} \quad (2.12)$$

O pseudo R^2 de Nagelkerke, proposto como correcção ao pseudo R^2 de Cox e Snell de modo que este varie entre [0, 1]. Esta estatística é calculada como:

$$R_N^2 = \frac{R_{CS}^2}{1 - e^{\frac{2(LL_0)}{n}}} \quad (2.13)$$

O pseudo R^2 de McFadden é a estatística que oferece melhor interpretabilidade, e pode ser inter-

pretada como a proporção da redução do LL do modelo nulo, relativamente ao modelo completo. Isto é, o rácio do ganho de informação estimada pelo modelo completo em comparação com o modelo nulo. A estatística de McFadden é calculada como:

$$R_{MF}^2 = \frac{LL_0}{LL_c} \quad (2.14)$$

Onde: LL_c é o log verosimilhança para o modelo completo; LL_0 é o log verosimilhança do modelo nulo e n é o número de casos.

Testes à Significância dos Coeficientes do Modelo

À semelhança da análise de regressão linear, a conclusão de que o modelo ajustado é significativo, apenas permite concluir que existe pelo menos uma variável independente que afecta as probabilidades de ocorrência das classes da variável dependente. Assim, para averiguar qual ou quais dos coeficientes é diferente de zero é necessário proceder múltiplos testes aos coeficientes estimados no modelo.

Segundo Maroco (2007), o teste de Wald permite identificar as variáveis estatisticamente significativas no modelo. Para testar a significância dos coeficientes do modelo ajustado, é necessário testar as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0 : \beta_i = 0 \\ H_1 : \beta_i \neq 0 \end{cases}$$

A estatística de teste é:

$$T_{Wald} = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \quad (2.15)$$

Onde: $\hat{\beta}$ é o coeficiente estimado e $SE(\hat{\beta})$ é um estimador do erro padrão do β . Entretanto, para cada coeficiente estimado, rejeita-se a hipótese nula quando o p -valor é menor ou igual ao nível de significância fixado.

Em conformidade com Garson (2011), a significância dos coeficientes do modelo pode também ser aferida através dos intervalos de confiança construídos para cada coeficiente. Deste modo, o coeficiente estimado, cujo respectivo intervalo de confiança contém o zero, não é estatisticamente significativo.

2.5.6 Interpretação dos Coeficientes Estimados

De acordo com Garson (2011), os valores de estimadores são coeficientes análogos à constante da regressão linear. Este parâmetro contém a informação dos interceptos estimados para todas categorias, menos para o nível mais alto de variável dependente ordinal. Os valores de estimadores não são importantes para a interpretação de resultados de estudos. Entretanto, é possível que não sejam significativos, significando efectivamente que os respectivos níveis tenham a mesma equação. Os valores não significativos sugerem ainda que os pontos de corte não são verdadeiramente diferentes e que algumas categorias da variável dependente devem ser combinadas. As estimativas dos declives são utilizadas para aferir a significância das variáveis independentes sobre as probabilidades das classes da variável dependente.

Para variáveis independentes categóricas, sejam nominais ou ordinais, coeficientes positivos para um determinado nível da variável dependente, revelam a probabilidade de observarem categorias de maior ordem na variável dependente, comparado ao nível de referência da variável independente (Maroco, 2007).

Para variáveis independentes quantitativas, coeficientes positivos indicam que à medida que o valor da variável explicativa aumenta, cresce a probabilidade de se observarem categorias de maior ordem na variável dependente. Por outro lado, coeficientes negativos indicam que à medida que o valor da variável explicativa aumenta, diminui a probabilidade de se observarem categorias de maior ordem na variável dependente (Garson, 2011).

Na regressão linear, geralmente são utilizados os pesos dos coeficientes de regressão, $\hat{\beta}$, para medir a importância relativa de cada variável independente na explicação da variável dependente. Porém, de acordo com Maroco (2007), não existe nenhum peso de $\hat{\beta}$ na regressão ordinal.

2.5.7 Classificação com o Modelo de Regressão Ordinal

Uma vez ajustado o modelo de regressão ordinal e demonstrada a sua significância estatística, os coeficientes do modelo podem ser usados para prever a classificação de novos casos de estudo.

Segundo Maroco (2007), para determinar a Probabilidade de se observar a classe j , é necessário subtrair a probabilidade de se observar uma classe inferior ou igual a $k - 1$. De forma generalizada, para cada um dos $j = 1, 2, \dots, n$ sujeitos a sua probabilidade de ocorrência para cada uma das k classes é:

$$P[Y_i = K] = 1 - F(\alpha_{k-1} - X_j\beta) \quad (2.16)$$

Onde: F é função de distribuição dos erros do modelo estrutural. A observação j é classificada na classe k da variável dependente onde a sua probabilidade de ocorrência for maior.

Capítulo 3

Materiais e Métodos

3.1 Material

Para atender aos objectivos deste estudo, utilizou-se uma base de dados secundária, fornecida pela empresa de estudos de mercados Intercampus Moçambique, especializada em pesquisas de mercado no país. Os dados consistem em indivíduos em idade activa e actualmente empregados na cidade de Maputo, Moçambique.

Para o tratamento e análise dos dados, utilizou-se o software estatístico SPSS versão 20. As técnicas empregadas incluíram análise factorial para identificar factores subjacentes à satisfação profissional em relação aos sistemas de incentivos, bem como regressão logística ordinal para explorar os determinantes dessa satisfação, controlando variáveis relevantes.

O relatório foi digitado utilizando o software LaTeX em conjunto com o editor TeXStudio versão 4.7.2, garantindo uma apresentação clara e profissional dos resultados obtidos. Todas as análises e discussões foram conduzidas com um nível de significância de 5%, determinando os critérios para a rejeição ou aceitação das hipóteses estabelecidas.

3.1.1 Descrição das variáveis do estudo

No presente estudo, foi utilizado uma base de dados secundária composta por 23 variáveis relacionadas à satisfação profissional, medidas em uma escala de Likert. Essas variáveis capturam diferentes dimensões da satisfação dos trabalhadores, como reconhecimento, condições de trabalho, e oportunidades de crescimento, entre outros. Entretanto, por serem medidas em uma escala de Likert, essas variáveis não serão apresentadas directamente na tabela de descrição.

Na tabela 3.1 a seguir, são descritas as variáveis demográficas que integram a base de dados. Essas variáveis fornecem um perfil abrangente dos participantes e permitem a análise de como diferentes características pessoais e profissionais influenciam a satisfação no trabalho.

Tabela 3.1: Descrição das variáveis

| Código | Descrição | Codificação |
|---------------------------|------------------------------|---|
| SatisfacaoTrabalho | Satisfação no trabalho | 1: Muito insatisfeito 2: Insatisfeito 3: Indiferente 4: Satisfeito 5: Muito Satisfeito |
| Sexo | Gênero do respondente | 1: Masculino 2: Feminino 3: Prefiro não dizer |
| Idade | Faixa etária do respondente | 1: Inferior a 25 anos 2: Entre 25 e 35 anos 3: Entre 36 e 45 anos 4: Entre 46 e 55 anos 5: Mais de 56 anos |
| EstadoCivil | Estado civil do respondente | 1: Solteiro(a) 2: União de facto 3: Casado(a) 4: Divorciado(a) 5: Viúvo(a) |
| Educacao | Habilitações literárias | 1: Ensino Primário 1º ciclo 2: Ensino Primário 2º ciclo 3: Ensino Básico 4: Ensino Secundário 5: Licenciatura 6: Pós-graduação 7: Mestrado 8: Doutoramento |
| TipoContrato | Vínculo contratual | 1: Contrato sem termo (efetivo) 2: Contrato a prazo (com termo) 3: Prestador de serviços (Recibos verdes) 4: Vínculo através de uma Agência de Trabalho Temporário 5: Outro 6: Estágio |
| Sector | Sector de trabalho | 1: Público 2: Privado |
| NumeroTrab | trabalhadores na organização | 1: Menos de 10 2: Entre 10 e 50 3: Entre 51 e 250 4: Entre 251 e 500 5: Entre 501 e 1000 6: Mais de 1000 |

3.2 Método

No presente estudo, a Análise Factorial de Componentes Principais foi aplicada com o objectivo de reduzir o número de variáveis originais associadas à satisfação profissional dos colaboradores em relação aos sistemas de incentivos, para um número menor e significativo, representado por factores. Posteriormente, esses factores foram usados para integrar o modelo de regressão logística ordinal como variáveis independentes, a fim de ajustar o modelo de modo a ter uma melhor compreensão dos determinantes da satisfação profissional.

3.2.1 Análise Factorial de Componentes Principais

Existem vários procedimentos estatísticos para aferir a adequação da análise factorial face aos dados, entretanto, no presente estudo utilizou-se a estatística de Kaiser-Mayer-Oklin (KMO), o teste de esfericidade de Bartlett, a medida de adequação da amostra (MSA), antecidos de uma inspeção à matriz das correlações.

Teste de esfericidade de Bartlett

O teste de esfericidade de Bartlett foi utilizado para testar a hipótese da matriz das correlações ser uma matriz identidade, cujo determinante é igual a 1. No entanto, a hipótese nula é rejeitada se o nível de significância associado ao teste for menor que 0,05, lembrando que a rejeição da hipótese nula mostra que existe correlação entre algumas variáveis.

$$\begin{cases} H_0 : & \text{O determinante da matriz das correlações é igual a 1.} \\ H_1 : & \text{O determinante da matriz das correlações é diferente de 1.} \end{cases}$$

Estatística de Kayser-Mayer-Oklin (KMO)

A Estatística de Kayser-Mayer-Oklin foi também para apreciar a utilidade da análise factorial na estimação dos factores comuns.

Medida de Adequação da Amostra (MSA)

A Medida de Adequação da Amostra (MSA) foi utilizada para identificar as variáveis importantes, bem como para definir a permanência ou exclusão das variáveis na análise factorial.

Extração dos factores

O número de factores necessários para descrever os dados foi obtido através do critério de Kaiser, conforme as orientações de Pestana e Gageiro (2005), que recomendam o critério de Kaiser se o

número de variáveis originais for menor ou igual a 30.

Interpretação dos Factores

A interpretação dos factores foi precedida das seguintes etapas:

1. rotação dos factores;
2. identificação das cargas factoriais significantes;
3. interpretação da matriz factorial.

No presente estudo, com o objetivo de melhorar a interpretação dos factores extraídos, foi feita a rotação ortogonal varimax. A identificação das cargas factoriais significantes obedeceu ao critério da garantia da significância prática. A interpretação da matriz factorial compreendeu a análise da comunalidade de cada variável, a nomenclatura dos factores, e o diagnóstico da consistência interna dos factores.

As variáveis com cargas mais altas são consideradas mais importantes e têm maior influência sobre o nome selecionado para representar um factor. O método de regressão foi utilizado para obter os escores factoriais da análise factorial.

Consistência Interna dos Factores dos Factores

A consistência interna dos factores foi verificada através da medida do alpha de Cronbach. Para saber a influência de cada variável na consistência interna do factor, observou-se o Alpha de Cronbach, considerando a exclusão das variáveis que constituem o respectivo factor.

3.2.2 Análise de Regressão Ordinal

A regressão ordinal foi aplicada com o objectivo de modelar a probabilidade de ocorrência de uma das classes da variável dependente a partir de um conjunto de variáveis independentes. Para a aplicação da regressão ordinal, foram tomadas 10 variáveis independentes, das quais sete são os factores que resultaram da análise factorial e as restantes presentes no instrumento de pesquisa.

Por fim, para avaliar a qualidade da classificação feita pelo modelo, comparou-se a percentagem global de classificações correctas obtidas com o modelo, com a percentagem proporcional de classificações correctas por acaso.

Estimação do Modelo e Significância dos Parâmetros

Para este estudo foi aplicado o Modelo logito cumulativo com chances proporcionais. Este modelo é apropriado para analisar variáveis categóricas ordinais. Neste caso, a variável resposta é a satis-

fação no trabalho. Da amostra, observou-se que a variável "satisfação no trabalho" tomada como dependente, está codificada com 5 categorias:

- 1 - Muito insatisfeito
- 2 - Insatisfeito
- 3 - Indiferente
- 4 - Satisfeito
- 5 - Muito satisfeito

O método de máxima verossimilhança foi utilizado para a estimação dos parâmetros do modelo.

Inicialmente, para a estimação do modelo foram incluídas todas as variáveis explicativas seleccionadas para o estudo. Entretanto, o Teste de Wald e os intervalos de confiança foram utilizados para identificar as variáveis independentes mantidas ou eliminadas do modelo final. Uma variável explicativa é mantida na análise se o respectivo coeficiente estimado no modelo for significativo, isto é, se o valor da estatística de Wald estiver associado a níveis de significância menores do que 0,05. O coeficiente estimado, cujo respectivo intervalo de confiança não contém o zero, é também um indicador de que a respectiva variável explicativa deve ser mantida no modelo.

As variáveis explicativas identificadas como não significativas foram eliminadas do modelo final. As variáveis foram eliminadas de acordo com as recomendações de Maroco (2007), que sugere a remoção de uma de cada vez e a reestimação do modelo até que as restantes sejam significativas, ou pelo menos até que um nível da variável explicativa seja significativo.

Avaliação do Ajuste Geral do Modelo Estimado

No presente estudo, a avaliação da qualidade do ajuste geral do modelo foi realizada pelo teste do rácio de verossimilhança. O procedimento consistiu em comparar o $-2LL$ do modelo nulo com o do modelo ajustado. Os pseudo R^2 de Cox e Snell, Nagelkerke e McFadden foram utilizados para avaliar a significância prática do modelo.

Por fim, para avaliar a qualidade da classificação feita pelo modelo, comparou-se a percentagem global de classificações correctas obtidas com o modelo com a percentagem proporcional de classificações correctas obtidas por acaso.

Interpretação do Modelo Ordinal

Para a interpretação do modelo, foram analisados os coeficientes de regressão, de modo a inferir o relacionamento de cada variável independente sobre as probabilidades das classes da variável dependente.

Capítulo 4

Resultados e Discussão

4.1 Descrição da amostra

Para a realização deste trabalho, utilizou-se uma base de dados com 154 observações. Com base na figura 4.1, observa-se que 58% correspondem a profissionais do sexo masculino e 42% do sexo feminino.

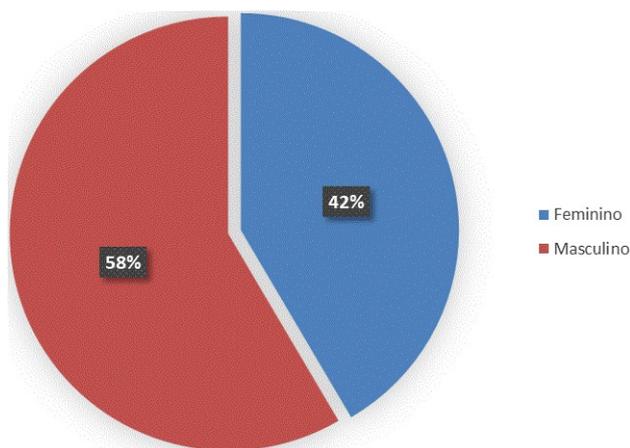


Figura 4.1: Distribuição percentual da amostra por sexo

Conhecendo mais a amostra, com o auxílio da tabela 1 no apêndice A, apresentou-se dados sobre o estado civil dos inquiridos. Entre esses indivíduos, 36 são casadas, representando 23% da amostra. Há 6 divorciados, que correspondem a 4% do total, fazendo com que a frequência acumulada de casados e divorciados seja de 27%. A maioria das pessoas, 94, são solteiras, representando 61% da amostra, elevando a frequência acumulada para 88%. Além disso, 18 pessoas estão em união de facto, correspondendo a 12% do total, completando a frequência acumulada de 100%. Estes dados mostram que a maioria dos indivíduos na amostra são solteiros, seguidos pelos casados, com uma menor proporção de indivíduos divorciados e em união de facto.

A figura 4.2 abaixo, apresenta a distribuição de respondentes por faixas etárias. A maior concentração está na faixa entre 25 e 35 anos, com 79 indivíduos, representando 51% do total, indicando

que mais da metade da população está nessa faixa. A faixa, inferior a 25 anos, conta com 31 indivíduos, correspondendo a 20%, mostrando que uma parcela significativa é jovem. A faixa entre 36 e 45 anos tem 18 indivíduos, representando 12%, assim como a faixa entre 46 e 55 anos também com 12%, ambas demonstrando uma distribuição equilibrada em idades intermediárias. Apenas 8 indivíduos têm Mais de 56 anos, representando 5%, sugerindo uma baixa proporção de pessoas mais velhas. A soma das frequências absolutas e relativas confirma que todas as faixas etárias foram incluídas, totalizando 100%, garantindo a integralidade dos dados apresentados.

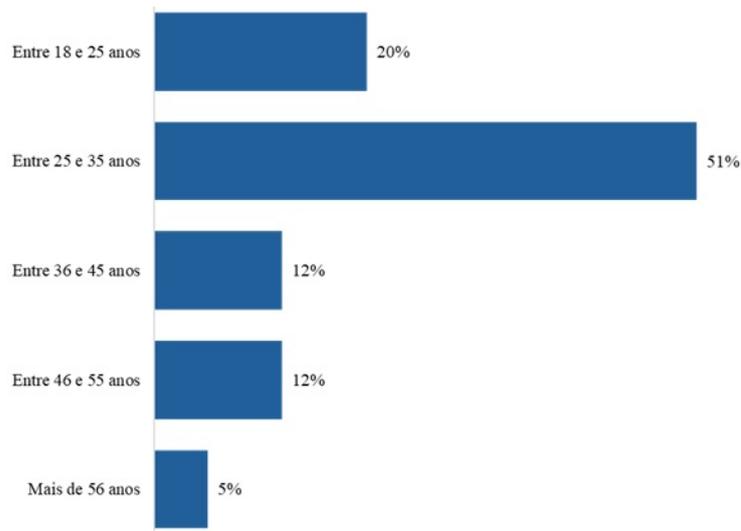


Figura 4.2: Distribuição percentual da amostra por faixa etária

Relativamente ao nível de educação dos participantes, assim como ilustra a figura 4.3, verificou-se que 12% tinham o nível secundário, 41% tinham o nível de licenciatura, 28% de respondentes desta amostra tinham nível de mestrado, 18% de nível de Pós-graduação e 1% nível de doutoramento.

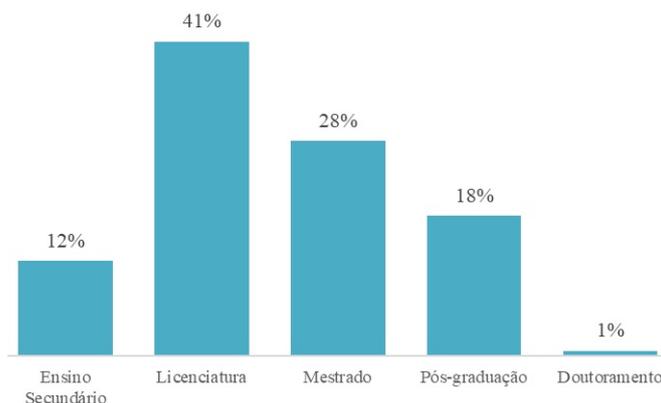


Figura 4.3: Distribuição percentual da amostra por educação

Em relação a variável satisfação no trabalho, observou-se que 23% dos respondentes estavam muito insatisfeitos correlação aos seus trabalhos, 82% dos respondentes estavam satisfeito, 12% dos respondentes não estavam satisfeito e nem satisfeito e 19% dos respondentes estavam satisfeito, como pode-se verificar na tabela 4.1.

Tabela 4.1: Distribuição dos níveis de satisfação de trabalho dos respondentes

| Níveis de Satisfação | Frequência | Frequência Relativa |
|------------------------|------------|---------------------|
| 1 - Muito insatisfeito | 23 | 15% |
| 2 - Insatisfeito | 82 | 53% |
| 3 - Indiferente | 19 | 12% |
| 4 - Satisfeito | 30 | 19% |
| Total | 154 | 100% |

A tabela 4.2 analisa os níveis de satisfação de respondentes distribuídos por sexo. Do total de 154 indivíduos, entre os níveis de satisfação, 6% dos participantes do sexo feminino e 8% do sexo masculino se declararam muito insatisfeito respectivamente. A categoria de insatisfeitos inclui 37 mulheres e 45 homens, totalizando 53% da amostra de estudo. Na faixa de neutralidade, nem insatisfeito nem satisfeito, encontram-se 8 mulheres e 11 homens, somando 12%. A satisfação foi expressa por 19% dos participantes, com 9 mulheres e 21 homens. Observou-se que a maioria dos respondentes se declarou mais insatisfeitos em comparação às satisfações.

Tabela 4.2: Distribuição de níveis de satisfação de respondentes por sexo.

| Níveis de Satisfação | Sexo | | | | Total | |
|------------------------|----------|----------|-----------|----------|----------|----------|
| | Feminino | | Masculino | | absoluto | relativo |
| | absoluto | relativo | absoluto | relativo | absoluto | relativo |
| 1 - Muito insatisfeito | 10 | 6% | 13 | 8% | 23 | 15% |
| 2 - Insatisfeito | 37 | 24% | 45 | 29% | 82 | 53% |
| 3 - Indiferente | 8 | 5% | 11 | 7% | 19 | 12% |
| 4 - Satisfeito | 9 | 6% | 21 | 14% | 30 | 19% |
| Total | 64 | 42% | 90 | 58% | 154 | 100% |

Relativamente a distribuição do número de trabalhadores em diferentes faixas, como pode-se observar na tabela 2 no apêndice A, Menos de 10 trabalhadores representa 7% do total. Entre 10 e 50 trabalhadores equivale a 14% do total. Na faixa de entre 51 e 250 trabalhadores representa 20%. Entre 251 e 500 trabalhadores tem-se 15 respondentes, o que representa 10%. Entre 501 a 1000 trabalhadores há 14 respondentes, constituindo 9%. Finalmente, empresas com Mais de 1000 trabalhadores são 62, representando 40% do total.

Com auxílio da tabela 3 no apêndice A, pode-se verificar a distribuição de satisfação profissional em relação ao sector de trabalho (privado ou público). No sector privado, 90% dos respondentes

estão distribuídos entre diferentes níveis de satisfação, enquanto no sector público, essa distribuição é de 10%. Observa-se que a maioria dos profissionais do sector privado 14% se declarou Muito insatisfeito, comparado a 1% no sector público. Apenas 53% dos profissionais em ambos os sectores se classificaram como insatisfeitos. 10% dos trabalhadores do sector privado estão indiferentes, em contraste com 2% no sector público. Por fim, 16% dos profissionais do sector privado se dizem satisfeitos, enquanto essa percentagem é de 3% no sector público.

4.2 Análise Factorial

A análise factorial foi aplicada com o objectivo de resumir a informação contida nas 23 variáveis referentes a diversos aspectos considerados associados à satisfação profissional em relação aos sistemas de incentivos. As variáveis foram medidas na escala de Likert com pontuações de 1 a 5, definidas como: 1 = muito insatisfeito; 2 = insatisfeito; 3 = indiferente; 4 = satisfeito e 5 = muito satisfeito.

As variáveis submetidas à análise factorial foram as seguintes: Salário Base (q1); Incentivos financeiros de desempenho, como bónus, comissões etc (q2); Seguro de saúde (q3); Serviços familiares, como cheque de infância, apoio na compra de manuais escolares (q4); A remuneração da minha organização é justa em comparação ao mercado de trabalho actual (q5);

Estou satisfeito com as condições de trabalho (q6); Relação com os colegas e equipa de trabalho (q7); Relação com o superior hierárquico (q8); Espírito de equipa (q9); Equilíbrio entre a vida pessoal e profissional (q10); Reconhecimento e feedback em relação ao trabalho (q11); Estou satisfeito com a política de recompensas da organização (q12); Sinto-me satisfeito com as minhas oportunidades de aumentos salariais (q13); Estou satisfeito com as minhas oportunidades de promoção (q14).

Sinto-me orgulhoso em desempenhar o meu trabalho (q15); O meu trabalho é agradável (q16); Estabilidade no emprego (q17); Reconhecimento do desempenho (q18); Conjunto de relações de trabalho hierárquicas, funcionais e corporativas que estabelece com os restantes colaboradores (q19); Realização pessoal e profissional (concretização das possibilidades de desenvolvimento pessoal e profissional) (q20); Eu, provavelmente, irei procurar um novo trabalho num futuro próximo (q21); Eu penso, frequentemente, em despedir-me (q22) e Não sinto um forte sentido de pertença à minha organização (q23);

4.2.1 Verificação dos pressupostos da análise factorial

A análise factorial de componentes principais foi aplicada em uma amostra de 154 respondentes para 23 variáveis, tendo sido satisfeito o pressuposto relativo ao tamanho da amostra, uma vez que no presente estudo observou-se uma proporção de 6.70 observações para cada variável. Pois, a

regra geral sobre o tamanho de amostra é ter no mínimo cinco vezes mais observações do que o número de variáveis a serem analisadas.

O teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), indica o grau de explicação dos dados a partir dos factores encontrados na análise factorial. Caso o KMO indique um grau de explicação menor do que 0.50, significa que os factores encontrados na análise factorial não conseguem descrever satisfatoriamente as variações dos dados originais. Neste caso, com a estatística de Kaiser-Meyer-Olkin igual a 0.908 o teste indicou um poder de explicação bom conforme ilustra a tabela 4.3.

Outro teste que pode ser avaliado é o teste de esfericidade que indica se existe relação suficiente entre os indicadores para aplicação da análise factorial, testando se a matriz de correlações tem ou não determinante igual a um. Para que seja possível a aplicação da análise factorial, recomenda-se que o valor de teste de significância não ultrapasse de 0.05, caso isso ocorra, é provável que a correlação dos indicadores seja muito pequena o que impede a aplicação da análise factorial.

No presente estudo, o teste de esfericidade de Bartlett, com $sig = 0.00 < 0.05$ levou a rejeição da hipótese nula, ou seja, a matriz de correlação das variáveis tem o determinante diferente de 1, o que significa que as variáveis estão suficientemente correlacionadas entre si.

Tabela 4.3: Teste de KMO e esfericidade de Bartlett

| | | |
|--|---------------------|----------|
| Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequação de amostragem | | 0.908 |
| Teste de Esfericidade de Bartlett | Chi-quadrado aprox. | 2714.731 |
| | df | 253 |
| | Sig. | 0.000 |

A tabela de matriz anti-imagem indica o poder de explicação dos factores em cada uma das variáveis analisadas. A diagonal da parte inferior da tabela da matriz anti-imagem indica a medida de adequação de amostra (MSA) para cada uma das variáveis analisadas. Os valores apresentados são todos superiores a 0.50, com base na tabela 1, no apêndice B, sugerindo assim um bom relacionamento dos factores com as variáveis. Assim, pode-se afirmar que existe um grau de relacionamento e explicação das variáveis úteis para a avaliação dos níveis de satisfação. O passo a seguir é identificar quais indicadores fazem parte de cada um dos factores.

4.2.2 Extração dos factores

As comunalidades iniciais foram iguais a 1 para todas as variáveis. Para os factores extraídos, observou-se que todas as variáveis têm comunalidades maiores do que 0.5, o que significa que a percentagem da variância de cada variável explicada pelos factores comuns extraídos é superior a 50% para todas as variáveis (apêndice B, tabela 2).

O número de factores necessários para descrever os dados foi obtido pelo critério de Kaiser, pelo qual foram retidos os factores com valores próprios maiores do que 1. Entretanto, foram retidos 5 factores, que explicam cerca de 73.82% da variabilidade das variáveis originais. A percentagem da variabilidade explicada pelos factores é igual para a extracção após rotação, como pode-se ver na tabela 4.4.

A rotação Varimax foi utilizada para a rotação dos factores extraídos, na perspectiva de alcançar uma solução com factores que forneçam informação que ofereça interpretação mais adequada das variáveis sob estudo. Na matriz das components após rotação Varimax, há uma tendência algumas cargas altas e outras cargas próximas de zero em cada coluna da matriz. Cargas factoriais próximas de +1 ou -1, indicam uma clara associação positiva ou negativa entre a variável e o factor, respectivamente. Cargas factoriais próximas de zero (0) apontam para uma clara falta de associação, tabela 4.5

Tabela 4.4: Valores próprios e a percentagem da variância explicada

| Componente | Valores Próprios Iniciais | | | Variância explicada após rotação | | |
|------------|---------------------------|---------------|---------------|----------------------------------|---------------|---------------|
| | Total | Variância (%) | Acumulada | Total | Variância (%) | Acumulada |
| 1 | 9.350 | 40.653 | 40.653 | 6.512 | 28.311 | 28.311 |
| 2 | 3.395 | 14.759 | 55.413 | 3.331 | 14.482 | 42.793 |
| 3 | 1.771 | 7.700 | 63.113 | 2.776 | 12.072 | 54.864 |
| 4 | 1.448 | 6.297 | 69.410 | 2.632 | 11.444 | 66.309 |
| 5 | 1.014 | 4.408 | 73.818 | 1.727 | 7.509 | 73.818 |
| 6 | 0.725 | 3.153 | 76.971 | | | |
| 7 | 0.674 | 2.932 | 79.904 | | | |
| 8 | 0.561 | 2.441 | 82.344 | | | |
| 9 | 0.517 | 2.250 | 84.594 | | | |
| 10 | 0.481 | 2.093 | 86.688 | | | |
| 11 | 0.425 | 1.846 | 88.533 | | | |
| 12 | 0.382 | 1.660 | 90.194 | | | |
| 13 | 0.351 | 1.525 | 91.719 | | | |
| 14 | 0.313 | 1.359 | 93.079 | | | |
| 15 | 0.273 | 1.187 | 94.266 | | | |
| 16 | 0.243 | 1.057 | 95.322 | | | |
| 17 | 0.230 | 0.999 | 96.321 | | | |
| 18 | 0.210 | 0.915 | 97.236 | | | |
| 19 | 0.189 | 0.822 | 98.058 | | | |
| 20 | 0.174 | 0.758 | 98.816 | | | |
| 21 | 0.124 | 0.539 | 99.354 | | | |
| 22 | 0.090 | 0.390 | 99.745 | | | |
| 23 | 0.059 | 0.255 | 100.000 | | | |

Método de extracção: análise do componente principal.

No presente trabalho de investigação, a identificação das cargas factoriais significantes foi através do critério da garantia de significância prática, uma vez que as cargas factoriais das variáveis que constituem cada factor são maiores do que ± 0.50 , portanto todos factores retidos têm significância prática, conforme pode-se observar na tabela 4.5.

Tabela 4.5: Valores próprios e a percentagem da variância explicada

| Variáveis | Componentes | | | | |
|-----------|--------------|--------------|---------------|--------------|--------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| q18 | 0.900 | -0.120 | 0.163 | 0.221 | 0.093 |
| q20 | 0.881 | -0.111 | 0.202 | 0.222 | 0.032 |
| q19 | 0.881 | -0.131 | 0.142 | 0.200 | -0.030 |
| q17 | 0.828 | -0.179 | 0.186 | 0.266 | -0.030 |
| q13 | 0.770 | -0.014 | 0.299 | 0.154 | 0.029 |
| q14 | 0.695 | -0.035 | 0.097 | 0.057 | 0.138 |
| q6 | 0.664 | 0.010 | 0.246 | 0.486 | 0.070 |
| q15 | 0.650 | -0.003 | 0.440 | 0.222 | 0.083 |
| q16 | 0.649 | -0.049 | 0.440 | 0.264 | 0.078 |
| q1 | 0.591 | 0.019 | 0.195 | 0.489 | 0.177 |
| q9 | 0.011 | 0.872 | -0.045 | -0.176 | 0.088 |
| q7 | 0.117 | 0.832 | -0.024 | -0.088 | -0.098 |
| q8 | -0.098 | 0.812 | -0.032 | 0.069 | 0.044 |
| q10 | -0.184 | 0.752 | 0.046 | 0.070 | 0.024 |
| q11 | -0.221 | 0.726 | 0.006 | -0.003 | 0.259 |
| q21 | -0.249 | -0.068 | -0.882 | 0.008 | -0.042 |
| q22 | -0.336 | 0.085 | -0.792 | -0.083 | -0.099 |
| q23 | -0.300 | 0.026 | -0.785 | -0.193 | 0.012 |
| q12 | 0.216 | 0.007 | 0.123 | 0.799 | 0.213 |
| q2 | 0.342 | -0.062 | 0.012 | 0.718 | 0.024 |
| q5 | 0.440 | -0.072 | 0.126 | 0.700 | 0.102 |
| q4 | 0.133 | 0.085 | 0.011 | 0.056 | 0.901 |
| q3 | 0.084 | 0.135 | 0.108 | 0.249 | 0.825 |

4.2.3 Interpretação da matriz factorial

As 23 variáveis iniciais são explicadas em 73.82% pelos 5 factores comuns obtidos pela análise factorial de components principais através da rotação Varimax. Na solução factorial obtida, todas as variáveis têm uma carga significativa em apenas um factor. A nomenclatura dos factores procedeu-se segundo Hair et al. (2005), pelo que as variáveis com cargas mais altas em um factor são consideradas as que têm maior impacto, por isso têm maior influência sobre o nome a ser associado para representá-lo da melhor maneira possível. Embora todas as variáveis significativas possam ser usadas para nomear um factor, são as variáveis com cargas mais altas que exercem maior influência. Os sinais das cargas factoriais demonstram o tipo de relação entre as variáveis e um mesmo factor, pois cargas com sinais iguais significam que as variáveis estão directamente

relacionadas e cargas com sinais diferentes indicam relação indirecta. Os sinais não têm influência sobre a denominação do factor.

Assim, o primeiro factor, é composto por 9 (nove) variáveis. Esse factor possui o maior percentual de variância explicada de 28.31%, o que é um importante indicativo do seu impacto e importância em relação aos demais, este factor inclui as seguintes variáveis:

- q1: Salário Base, com carga factorial de 0.591;
- q6: Estou satisfeito com as condições de trabalho, com carga factorial de 0.664;
- q13: Sinto-me satisfeito com as minhas oportunidades de aumentos salariais, com carga factorial de 0.770;
- q14: Estou satisfeito com as minhas oportunidades de promoção, com carga factorial de 0.695;
- q15: Sinto-me orgulhoso em desempenhar o meu trabalho, com carga factorial de 0.650;
- q16: O meu trabalho é agradável, com carga factorial de 0.649;
- q17: Estabilidade no emprego, com carga factorial de 0.828;
- q18: Reconhecimento do desempenho, com carga factorial de 0.900;
- q19: Conjunto de relações de trabalho hierárquicas, funcionais e corporativas que estabelece com os restantes colaboradores, com carga factorial de 0.881 e
- q20: Realização pessoal e profissional (concretização das possibilidades de desenvolvimento pessoal e profissional), com carga factorial de 0.881

O primeiro factor corresponde ao grau de satisfação relativamente às práticas de recompensas e aos diferentes aspectos do trabalho, incluindo salário, condições de trabalho utilizadas pela sua empresa, assim este foi denominado "*Satisfação Profissional e Pessoal*".

O segundo factor inclui as seguintes variáveis:

- q7: Relação com os colegas e equipa de trabalho, com uma carga factorial de 0.832;
- q8: Relação com o superior hierárquico, com uma carga factorial de 0.812;
- q9: Espírito de equipa, com uma carga factorial de 0.872;
- q10: Equilíbrio entre a vida pessoal e profissional, com uma carga factorial de 0.751 e
- q11: Reconhecimento e feedback em relação ao trabalho, com uma carga factorial de 0.726

O segundo factor corresponde ao grau de satisfação relativamente a interacção do colaborador com outros colegas na sua empresa, assim este foi denominado "**Relações Interpessoais e Reconhecimento**".

O terceiro factor inclui as seguintes variáveis:

- q21: Eu, provavelmente, irei procurar um novo trabalho num futuro próximo, com uma carga factorial de -0.882;
- q22: Eu penso, frequentemente, em despedir-me, com uma carga factorial de -0.792;
- q23: Não sinto um forte sentido de pertença à minha organização, com uma carga factorial de -0.785

O terceiro factor corresponde ao grau de satisfação relativamente à intenção do colaborador deixar ou não a sua empresa, incluindo pensamentos sobre procurar um novo trabalho e a falta de sentimento de pertença. Às cargas factoriais negativas de q21, q22 e q23, pode-se assumir que existe uma relação indirecta entre as variáveis que compõem o factor. Assim, o terceiro factor pode ser denominado por "**Intenção de Rotatividade**".

O quarto factor inclui as seguintes variáveis:

- q2: Incentivos financeiros de desempenho, como bónus, comissões etc, com carga factorial de 0.718;
- q5: A remuneração da minha organização é justa em comparação ao mercado de trabalho actual, com carga factorial de 0.700;
- q12: Estou satisfeito com a política de recompensas da organização, com carga factorial de 0.799;

O quarto factor corresponde ao grau de satisfação relativo à compensação financeira e recompensas, incluindo incentivos financeiros, remuneração justa, política de recompensas, e pacote de benefícios. Assim, o quarto factor pode ser denominado por "**Compensação e Recompensas**".

O quinto factor inclui as seguintes variáveis:

- q3: Seguro de saúde, com uma carga factorial de 0.825 e
- q4: Serviços familiares, como cheque de infância, apoio na compra de manuais escolares, com uma carga factorial de 0.901

O quinto factor corresponde ao grau de satisfação relativamente à assistência e benefícios adicionais, como seguro de saúde e serviços familiares. Assim, o quinto factor denominou-se por "**Benefícios e Assistência**".

4.2.4 Consistência interna dos factores

Após a extracção e interpretação dos factores foi analisada a consistência interna de modo a avaliar a validade dos mesmos. Entretanto, a consistência interna dos factores foi diagnosticada através do Alpha de Cronbach. Na tabela 4.6, observa-se que o valor mínimo do Alpha de Cronbach observou-se no factor benefícios e assistência (0.775) e o máximo verificou-se no factor Satisfação profissional e pessoal (0.946). Deste modo, concluiu-se que as respostas dadas pelos profissionais que responderam o inquérito diferem, mostrando as diferentes opiniões dos respondentes.

Tabela 4.6: Resumo de consistência interna dos factores

| Factores | No de Variáveis | Alpha de Cronbach |
|---|-----------------|-------------------|
| Satisfação Profissional e Pessoal | 9 | 0.946 |
| Relações Interpessoais e Reconhecimento | 5 | 0.858 |
| Intenção de Rotatividade | 3 | 0.856 |
| Compensação e Recompensas | 3 | 0.789 |
| Benefícios e Assistência | 2 | 0.775 |

4.3 Modelo de Regressão Ordinal

A regressão ordinal foi aplicada para identificar os factores determinantes da satisfação profissional em relação aos sistemas de incentivos e para estimar um modelo que pode ser usado para prever a probabilidade de os profissionais se situarem nos níveis de insatisfeito, indiferente ou satisfeito.

Além de identificar os factores que influenciam a satisfação, a regressão ordinal ajuda a quantificar a magnitude dessas influências, permitindo uma compreensão mais profunda das relações subjacentes. Isso é essencial para desenvolver e ajustar sistemas de incentivos que promovam a satisfação dos profissionais de maneira eficaz.

No presente trabalho de investigação, a variável original 'satisfação no trabalho', que capturava a satisfação dos profissionais em uma escala de cinco pontos (1 = Muito Insatisfeito, 2 = Insatisfeito, 3 = Indiferente, 4 = Satisfeito e 5 = Muito Satisfeito), resultou em quatro níveis de resposta, uma vez que nenhum respondente demonstrou estar muito satisfeito com os sistemas de incentivos em vigor na sua instituição. Assim, a análise incidirá sobre os quatro níveis: Muito Insatisfeito, Insatisfeito, Indiferente e Satisfeito.

Foram também tomadas 10 variáveis independentes, sendo 5 variáveis derivadas dos escores factoriais gravadas pelo método de regressão e as restantes foram directamente recolhidas dos respondentes. A tabela 4.7 contém as variáveis independentes utilizadas na estimação do modelo ordinal.

Tabela 4.7: Variáveis independentes usadas na estimação do modelo

| Código da variável no modelo | Significado |
|------------------------------|--|
| Sexo | Sexo do respondente |
| Idade | Idade do respondente |
| EstadoCivil | Estado civil do respondente |
| Educacao | Habilitações Literárias do respondente |
| TipoContrato | Vínculo contratual que possui na sua organização |
| FAC1_1 | Satisfação profissional e pessoal |
| FAC2_1 | Relações interpessoais e reconhecimento |
| FAC3_1 | Intenção de rotatividade |
| FAC4_1 | Compensação e recompensas |
| FAC5_1 | Benefícios e assistência |

4.3.1 Verificação dos pressupostos do Modelo de Regressão Ordinal

A regressão ordinal foi aplicada a uma amostra de 154 observações e 10 variáveis independentes. Observou-se uma proporção de aproximadamente 6 variáveis para cada observação, respeitando-se deste modo, a exigência relativa ao tamanho da amostra para a regressão ordinal.

De lembrar que Garson (2011), recomenda uma amostra maior do que a exigida na regressão linear, quando a estimação do modelo de regressão é feita pelo método de máxima verossimilhança, e Anderson *et al.* (2005), recomenda para a regressão linear, uma proporção mínima de cinco observações para cada variável.

O modelo de regressão ordinal assume também que a influência das variáveis independentes sobre a função de ligação é igual para todas as categorias da variável dependente. Na tabela 4.8, são apresentados os valores de $-2LL$ de dois modelos ordinais, o primeiro assumindo que os declives são iguais e o segundo assumindo que os declives possam ser diferentes. A diferença dos $-2LL$ permite calcular uma estatística com distribuição Qui-quadrado.

No presente estudo, observou-se que a estatística de teste Qui-quadrado está associada a um nível de significância de $0.610 > 0.05$, pelo que não se rejeita a hipótese nula de que os declives são homogêneos.

Tabela 4.8: Teste da homogeneidade dos declives

| Modelo | Probabilidade de Log -2 | Qui-quadrado | df | Sig. |
|---------------|-------------------------|--------------|----|-------|
| Hipótese nula | 126.844 | | | |
| Geral | 86.054 | 40.790 | 44 | 0.610 |

A tabela 4.9, apresenta o teste do rácio de verossimilhança entre o modelo nulo, só com a constante, e o modelo final ajustado com todas variáveis independentes. A estatística qui-quadrado mostrou-se estatisticamente significativa com $p - valor < 0.05$, que conduz à rejeição da hipótese nula.

Concluindo-se, deste modo que o modelo ajustado é significativamente melhor que o modelo nulo.

Tabela 4.9: Modelo ajustado

| Modelo | Probabilidade de Log -2 | Qui-quadrado | df | Sig. |
|----------------------|-------------------------|--------------|----|-------|
| Apenas interceptação | 368.486 | | | |
| Final | 126.844 | 241.642 | 22 | 0.000 |

Função de ligação: Logit

4.3.2 Estimação do modelo e significância dos parâmetros

Na tabela 1 no apêndice C, estão apresentadas as estimativas dos coeficientes de regressão associados às variáveis independentes, os seus erros padrão, a estatística de Wald, o p -valor do teste e o respectivo intervalo de confiança. Uma vez que a variável dependente apresenta 4 categorias, o modelo apresenta 3 limiares, a categoria satisfeito ($SatisfacaoTrabalho = 4$) não é estimada, outrossim, serve de grupo de referência.

O teste estatístico de Wald e os intervalos de confiança foram utilizados para inferir a significância dos coeficientes estimados. Dessa forma, apenas as variáveis Idade nas categorias Idade = 1 ($Wald = 10.822$; $Sig = 0.001$), Idade = 2 ($Wald = 5.838$; $Sig = 0.016$) e Idade = 3 ($Wald = 10.026$; $Sig = 0.002$), e Educacao, em todas as categorias, apresentaram um p -valor < 0.05 ; FAC1_1 ($Wald = 42.444$; $Sig = 0.000$), FAC3_1 ($Wald = 32.883$; $Sig = 0.000$) e FAC4_1 ($Wald = 23.196$; $Sig = 0.000$), são estatisticamente significativas, uma vez que os valores de significância estatística associados ao teste de Wald são inferiores a 0.05, ou seja, o coeficiente estimado cujo respectivo intervalo de confiança não contém o zero.

Outrossim, variáveis Sexo, TipoContrato, EstadoCivil, FAC2_1 e FAC5_1 mostraram-se não significativas, uma vez que os valores de significância estatística associados ao teste de Wald são superiores a 0.05, assim sendo, procedeu-se a eliminação das mesmas e reestimação do modelo.

A remoção das variáveis foi realizada uma de cada vez, até que se atingiu um modelo com coeficientes de regressão estatisticamente significativos. Foram removidas as variáveis cujo p -valor associado ao teste de Wald era superior a 0,05. Apenas as variáveis estatisticamente significativas foram utilizadas na reestimação do modelo.

4.3.3 Verificação dos pressupostos no Modelo Reajustado

No modelo de regressão ordinal reajustado, observou-se que a estatística de teste de Qui-quadrado está associada a um nível de significância de $0.340 > 0.05$, pelo que não se rejeita a hipótese nula de que os declives são homogêneos, conforme a tabela 4.10.

Tabela 4.10: Teste da homogeneidade dos declives (Modelo Reajustado)

| Modelo | Probabilidade de Log -2 | Qui-quadrado | df | Sig. |
|---------------|-------------------------|--------------|----|-------|
| Hipótese nula | 140.486 | | | |
| Geral | 116.348 | 24.139 | 22 | 0.340 |

O modelo final reajustado, inclui apenas 5 variáveis independentes. Entretanto, observou-se uma inalteração do valor de Probabilidade de Log -2 a partir do modelo nulo que é de 368.486. A estatística Qui-quadrado para a redução no logaritmo da verossimilhança está associada a um nível de significância de 0.000, que conduziu a rejeição da hipótese nula, pelo que o modelo reajustado é significativamente melhor que o modelo nulo, como pode-se observar na tabela 4.11.

Tabela 4.11: Modelo ajustado

| Modelo | Probabilidade de Log -2 | Qui-quadrado | df | Sig. |
|----------------------|-------------------------|--------------|----|-------|
| Apenas interceptação | 368.486 | | | |
| Final | 140.486 | 228.000 | 11 | 0.000 |

Função de ligação: Logit

4.3.4 Estimação do Modelo Reajustado e Significância dos Parâmetros

No modelo reajustado, tabela 4.12, todos os coeficientes de regressão associados às variáveis independentes são estatisticamente significativos, uma vez que os valores da significância estatística associada ao teste de Wald são inferiores a 0.05, porém a variável idade nas categorias Idade = 2 ($Wald = 0.848$; $Sig = 0.234$) e Idade = 4 ($Wald = 1.194$; $Sig = 0.179$) apresentaram-se não significativas.

Outrossim, observando os testes de efeitos do modelo na tabela 2 no apêndice C, o teste revela que o efeito da variável idade sobre a satisfação no trabalho é estatisticamente significativo ($\chi^2(4) = 12.352$, $p = 0.015$). Isso indica que as diferentes faixas etárias influenciam de maneira significativa a variável dependente *Satisfação do trabalho*. A rejeição da hipótese nula (que postula que todos os coeficientes de idade são iguais a zero) sugere que pelo menos uma das categorias de idade possui um efeito diferente das demais na predição da satisfação do trabalho, assim sendo, optou-se por não se remover a variável idade.

Tabela 4.12: Estimativas do Parâmetro

| | | Estimativa | Erro padrão | Wald | df | Sig. | Odds Ratio | Limite inferior | Limite superior |
|---------------|-------------------------------|------------|-------------|----------|----|------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Limite | <i>SatisfacaoTrabalho</i> = 1 | 15.025 | 1.235 | 147.975 | 1 | .000 | 3.37e+06 | 12.604 | 17.446 |
| | <i>SatisfacaoTrabalho</i> = 2 | 20.940 | 1.045 | 401.318 | 1 | .000 | 1.23e+09 | 18.892 | 22.989 |
| | <i>SatisfacaoTrabalho</i> = 3 | 27.559 | 1.369 | 405.367 | 1 | .000 | 7.17e+11 | 24.876 | 30.242 |
| Local | <i>Idade</i> = 1 | -2.085 | 0.950 | 4.815 | 1 | .028 | 0.124 | -3.948 | -0.223 |
| | <i>Idade</i> = 2 | -1.010 | 0.848 | 1.416 | 1 | .234 | 0.364 | -2.672 | 0.653 |
| | <i>Idade</i> = 3 | -3.058 | 1.033 | 8.754 | 1 | .003 | 0.047 | -5.083 | -1.032 |
| | <i>Idade</i> = 4 | -1.604 | 1.194 | 1.803 | 1 | .179 | 0.201 | -3.944 | 0.737 |
| | <i>Idade</i> = 5 | 0a | . | . | 0 | . | . | . | . |
| | <i>Educacao</i> = 4 | 21.341 | 0.798 | 715.348 | 1 | .000 | 1.99e+09 | 19.778 | 22.905 |
| | <i>Educacao</i> = 5 | 21.499 | 0.555 | 1501.513 | 1 | .000 | 2.01e+09 | 20.412 | 22.587 |
| | <i>Educacao</i> = 6 | 22.815 | 0.739 | 953.216 | 1 | .000 | 8.70e+09 | 21.367 | 24.264 |
| | <i>Educacao</i> = 7 | 21.739 | . | . | 1 | . | 2.15e+09 | 21.739 | 21.739 |
| | <i>Educacao</i> = 8 | 0a | . | . | 0 | . | . | . | . |
| | <i>FAC1_1</i> | 4.844 | 0.718 | 45.487 | 1 | .000 | 126.7 | 3.436 | 6.252 |
| | <i>FAC3_1</i> | 2.763 | 0.471 | 34.370 | 1 | .000 | 15.85 | 1.839 | 3.687 |
| | <i>FAC4_1</i> | 1.831 | 0.363 | 25.422 | 1 | .000 | 6.24 | 1.119 | 2.542 |

Os Pseudo R^2 são estatísticas que permitem aferir a significância prática do modelo e avaliar a dimensão do efeito do modelo. Entretanto, os Pseudo R^2 de Cox e Snell = 0.772 e Nagelkerke = 0.850 revelaram um modelo com qualidade aceitável. A proporção da redução do Log verossimilhança é dada pelo R^2 de McFadden e no presente, o rácio do ganho de informação estimada pelo modelo completo em comparação com o modelo nulo foi de 61.9%, tabela 4.13.

Tabela 4.13: Medidas de Efeitos do Modelo Reajustado

| Pseudo R quadrado | Valor |
|-------------------|-------|
| Cox e Snell | 0.772 |
| Nagelkerke | 0.850 |
| McFadden | 0.619 |

Função de ligação: Logit

4.3.5 Interpretação do Modelo Ordinal

Para variáveis independentes quantitativas, um coeficiente positivo indica que à medida que o valor da respectiva variável aumenta, cresce a probabilidade de se observarem categorias de maior ordem na variável dependente. Por outro lado, um coeficiente negativo indica que à medida que o valor da variável explicativa aumenta, diminui a probabilidade de se observarem categorias de maior ordem na variável dependente.

A variável "Idade" foi dividida em cinco categorias, sendo a categoria "Idade = 5" a categoria de referência. Os coeficientes estimados para as categorias "Idade = 1", "Idade = 2", "Idade = 3" e "Idade = 4" são negativos, o que indica que indivíduos nessas faixas etárias têm uma menor probabilidade de estarem em níveis superiores de satisfação no trabalho em comparação com o grupo de referência (Idade = 5).

- **Idade = 1:** O odds ratio calculado é 0.124. Isso sugere que, mantendo todas as outras variáveis constantes, as chances de um indivíduo nesta categoria estar em um nível superior de satisfação no trabalho são aproximadamente 12.4% das chances de um indivíduo na categoria de referência (Idade = 5). Esse efeito é estatisticamente significativo, conforme indicado pelo p-valor (Sig = 0.028).
- **Idade = 2:** O odds ratio é 0.364. Isso indica que as chances de um indivíduo nesta faixa etária estar em um nível superior de satisfação no trabalho são aproximadamente 36.4% das chances de um indivíduo na categoria de referência. Este efeito, no entanto, não é estatisticamente significativo (p-valor = 0.234), sugerindo que não há evidências suficientes para afirmar que essa faixa etária difere da referência.
- **Idade = 3:** O odds ratio é 0.047. Isso sugere que as chances de um indivíduo nesta faixa etária estar em um nível superior de satisfação no trabalho são apenas 4.7% das chances de um indivíduo na categoria de referência. Esse efeito é altamente significativo (p-valor = 0.003), indicando uma probabilidade muito menor de satisfação entre os mais jovens em comparação com o grupo de referência.
- **Idade = 4:** O odds ratio é 0.201. Isso indica que as chances de um indivíduo nesta faixa etária estar em um nível superior de satisfação no trabalho são aproximadamente 20.1% das chances de um indivíduo na categoria de referência. Este efeito não é estatisticamente significativo (p-valor = 0.179), sugerindo que a diferença em relação à referência não é substancial.

A análise revela que a idade tem um efeito significativo na satisfação no trabalho, especialmente para as faixas etárias mais jovens (Idade = 3), que têm significativamente menores chances de estarem satisfeitas em comparação com o grupo de referência.

Os coeficientes associados à variável "Educação" são elevados e apresentam significância estatística, sugerindo uma forte influência da educação na satisfação no trabalho. Isso indica que um aumento no nível de educação está associado a um aumento substancial nas chances de o indivíduo estar em níveis superiores de satisfação no trabalho.

Para cada aumento de nível na "Educação", as chances de um profissional estar em um nível superior de satisfação no trabalho aumentam significativamente. Por exemplo, para a categoria "Educação = 4", o odds ratio muito elevado sugere que profissionais com este nível de educação têm uma probabilidade significativamente maior de estarem satisfeitos com seu trabalho em comparação com aqueles em níveis mais baixos de educação.

As variáveis independentes FAC1_1, FAC3_1 e FAC4_1 representam diferentes fatores latentes que influenciam a satisfação no trabalho. Todas são estatisticamente significativas e possuem odds

ratio superiores a 1, indicando que um aumento nestes factores está associado a uma maior probabilidade de estar em níveis superiores de satisfação no trabalho.

- **FAC1_1:** Um aumento unitário no factor Satisfação profissional e pessoal resulta em um aumento de aproximadamente 126.369 vezes nas chances de um profissional estar em um nível superior de satisfação no trabalho. Isso indica uma associação extremamente forte entre a Satisfação profissional e pessoal e a satisfação no trabalho.
- **FAC3_1:** Um aumento unitário no factor intenção de rotatividade aumenta as chances de estar em um nível superior de satisfação no trabalho em cerca de 15.834 vezes, comparativamente a uma categoria de menor ordem na satisfação no trabalho, também sugerindo uma forte associação positiva.
- **FAC4_1:** Um aumento unitário no factor compensação e recompensas aumenta as chances de estar em um nível superior de satisfação no trabalho em cerca de 6.241 vezes, comparativamente a uma categoria de ordem inferior da satisfação no trabalho, reforçando a ideia de que esse factor tem uma influência considerável na satisfação dos profissionais.

Capítulo 5

Conclusões e Recomendações

5.1 Conclusões

O objectivo principal deste estudo foi analisar os factores determinantes na satisfação profissional dos colaboradores em relação aos sistemas de incentivos na cidade de Maputo.

A descrição e análise descritiva da amostra revelou uma distribuição equilibrada entre gêneros, com 58% dos respondentes sendo do sexo masculino e 42% do sexo feminino. A maioria dos participantes, 61%, eram solteiros, seguidos por 23% de casados, e uma menor proporção de divorciados e pessoas em união de facto. A faixa etária predominante foi entre 25 e 35 anos, representando 51% da amostra, com 20% de jovens abaixo de 25 anos. Em relação ao nível de educação, a maioria possuía formação superior, com 41% licenciados e 28% com mestrado. No que diz respeito à satisfação no trabalho, 53% dos respondentes indicaram estar insatisfeitos, com apenas 19% expressando satisfação. Observou-se uma maior insatisfação entre os homens (29%) em comparação às mulheres (24%). Por fim, verificou-se que a maioria dos trabalhadores estava no sector privado, sendo este o grupo com maior índice de insatisfação.

Após a descrição da amostra, aplicou-se a análise factorial de componentes principais para reduzir a dimensionalidade das variáveis e identificar os construtos subjacentes ao questionário utilizado. Com a rotação Varimax, foram extraídas cinco variáveis latentes significativas, que foram posteriormente incorporadas no modelo de regressão ordinal. Estas variáveis latentes foram denominadas como:

1. Satisfação profissional e pessoal,
2. Relações interpessoais e reconhecimento,
3. Intenção de rotatividade,
4. Compensação e recompensas, e
5. Benefícios e assistência.

A aplicação da regressão ordinal com a função de ligação Logit permitiu identificar os principais factores que influenciam a satisfação no trabalho. O modelo revelou que variáveis como idade, educação, satisfação profissional e pessoal, intenção de rotatividade e compensação e recompensas são determinantes críticos na compreensão da satisfação no trabalho em relação aos sistemas de incentivos na cidade de Maputo.

A análise dos resultados revelou algumas conclusões importantes:

Idade: A variável idade demonstrou um efeito significativo na satisfação no trabalho, especialmente nas faixas etárias mais jovens. Especificamente, os indivíduos nas categorias de idade mais jovem (Idade = 3) têm significativamente menores chances de relatar níveis mais elevados de satisfação em comparação com o grupo de referência (Idade = 5). Isso sugere que os trabalhadores mais jovens podem estar enfrentando desafios adicionais que afectam negativamente sua satisfação no trabalho. A tendência de menor satisfação entre os trabalhadores mais jovens pode reflectir factores como menor experiência, expectativas de carreira não atendidas ou condições de trabalho menos favoráveis.

Educação: A variável educação apresentou Odds Ratios exponencialmente altos, indicando uma forte associação entre níveis mais altos de educação e maiores chances de estar nos níveis superiores de satisfação no trabalho. Este resultado sugere que trabalhadores com níveis mais elevados de educação tendem a relatar uma maior satisfação no trabalho. Isso pode ser devido a uma maior adequação entre as qualificações educacionais e as responsabilidades no trabalho, além de possíveis melhores oportunidades de carreira e compensação associadas a níveis mais altos de formação educacional.

Variáveis Latentes: As variáveis latentes relacionadas à satisfação profissional e pessoal, intenção de rotatividade e compensação e recompensas têm um impacto substancial na satisfação no trabalho. A análise mostrou que um aumento nessas variáveis está associado a uma maior probabilidade de observar níveis superiores de satisfação no trabalho. Por exemplo, um aumento na satisfação com compensação e recompensas está fortemente correlacionado com uma maior probabilidade de satisfação geral no trabalho. Da mesma forma, factores como a satisfação profissional e pessoal e a intenção de rotatividade desempenham papéis críticos na determinação da satisfação dos trabalhadores.

Em suma, o estudo demonstra que a satisfação no trabalho é influenciada por uma combinação de factores relacionados à idade, educação e aspectos específicos do ambiente de trabalho, como compensação e benefícios. A análise evidencia que a educação e a adequação entre expectativas e realidades do trabalho são fundamentais para a satisfação dos trabalhadores. Portanto, é essencial que as organizações considerem esses factores ao desenvolver estratégias para melhorar a satisfação no trabalho e reter talentos.

5.2 Recomendações

5.2.1 Para Futuras Investigações Académicas

- **Estudos Abrangentes e Comparativos:** Recomenda-se a realização de estudos que incluam uma amostra mais abrangente, englobando outras províncias além de Maputo. A análise de dados provenientes de diferentes regiões pode revelar variações regionais na satisfação no trabalho e na eficácia dos sistemas de incentivos. Estudos comparativos entre regiões podem fornecer uma compreensão mais completa dos factores que influenciam a satisfação no trabalho em contextos diversos.
- **Pesquisa de Predição e Simulação:** É aconselhável desenvolver pesquisas que incluam modelos de predição e simulação. Estes modelos podem ajudar a prever como mudanças em variáveis como idade, educação e compensação impactam a satisfação no trabalho. Simulações podem oferecer cenários futuros que apoiem a tomada de decisões estratégicas e a formulação de políticas mais eficazes.
- **Pesquisas Periódicas e Inclusão de Novos Factores:** Recomenda-se a realização de pesquisas periódicas para monitorar as mudanças na satisfação no trabalho ao longo do tempo. Além disso, é importante considerar factores adicionais frequentemente apontados na literatura, mas não incluídos neste modelo. A inclusão destes factores pode enriquecer a análise e fornecer uma visão mais detalhada sobre os determinantes da satisfação no trabalho.

5.2.2 Para Gestores de Recursos Humanos e Gestores de Trabalho

- **Influência da Idade:** A análise revelou que a satisfação no trabalho varia significativamente com a idade, com os trabalhadores mais jovens (Idade = 3) apresentando menores probabilidades de estar satisfeitos. Recomenda-se que os gestores considerem a implementação de estratégias específicas para melhorar a satisfação dos trabalhadores mais jovens, como programas de desenvolvimento e reconhecimento adaptados às suas necessidades e expectativas.
- **Importância da Educação:** Os elevados Odds Ratios associados à educação indicam que níveis mais altos de educação estão fortemente associados a uma maior satisfação no trabalho. É aconselhável que gestores promovam oportunidades de formação e desenvolvimento contínuo, incentivando a educação e a obtenção de qualificações adicionais, pois isso pode ter um impacto positivo significativo na satisfação dos funcionários.
- **Factores Latentes (FAC1_1, FAC3_1, FAC4_1):** As variáveis latentes identificadas, como FAC1_1, FAC3_1 e FAC4_1, têm um impacto substancial na satisfação no trabalho. Os

gestores devem prestar atenção a esses factores e considerar a implementação de políticas e práticas que abordem aspectos como satisfação profissional e pessoal, intenções de rotatividade e compensação.

- **Compensação e Recompensas:** A análise sugere que a compensação e recompensas são factores determinantes importantes para a satisfação no trabalho. É essencial que gestores de recursos humanos desenvolvam e mantenham um sistema de recompensas justo e competitivo, alinhado com as expectativas e necessidades dos trabalhadores.
- **Reconhecimento e Relações Interpessoais:** A satisfação com as relações interpessoais e o reconhecimento no trabalho também deve ser uma prioridade. Estratégias que promovam um ambiente de trabalho colaborativo e um sistema de reconhecimento eficaz podem contribuir para uma maior satisfação geral dos funcionários.

Estas recomendações visam aprimorar a compreensão dos factores que influenciam a satisfação no trabalho e fornecer orientações práticas para melhorar o ambiente de trabalho e os sistemas de incentivos.

Referências

1. Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis*. 2ª Edição; 786 pp, New Jersey, John Wiley & Sons, Inc.
2. Akufo, K. O., Asare, A. K., Yelbert, E. E., Acquah, E. K., Addo, K. E., Manu, E. A., Brush, T., & Asenso, P. A. (2021). Job satisfaction and its associated factors among opticians in Ghana: a cross-sectional study. *Human Resources for Health*.
3. Alhmoud, A., & Rjoub, H. (2019). Total Rewards and Employee Retention in a Middle Eastern.
4. Anggraini, D., Muchatar, B., & Masdupi, E. (2018). Effect Of Remuneration, Work Motivation and Organizational Commitment to Job Performance. *Advances in Economics, Business and Management Research*. Vol. 64.
5. Armstrong, M. (2010). *Armstrong's essential human resource management practice: a guide to people management*. Kogan Page.
6. Belfiore, P. (2006). *Técnicas de análise multivariada*. São Paulo: Atlas.
7. Boselie, P. (2014). *Strategic Human Resource Management: A balanced approach*. McGraw-Hill Higher Education.
8. Brown, T. (2018). O Papel dos Sistemas de Incentivo na Satisfação no Trabalho. *Revista Internacional de Estudos de Negócios*.
9. Camara, P. B. (2001). *Os Sistemas de Recompensas e a Gestão Estratégica de Recursos Humanos*. (5ª ed.). Lisboa: Dom Quixote.
10. Carvalho, G. R., Silva, D. R., Almeida, F. M. M., Moura, R. M., & Júnior, D. M. P (2012). *Sistemas de Recompensa e Suas Influências na Motivação dos Funcionários: Estudo em uma Cooperativa Capixaba*.
11. Chinyio, E., Suresh, S., & Salisu, J. B. (2018). The impacts of monetary rewards on public sector employees in construction: A case of Jigawa state in Nigeria. *Journal of Engineering, Design and Technology*.
12. Conway, J. M., & Huffcutt, A. I. (2003). A review and meta-analysis of the validity of assessment center ratings. *Personnel Psychology*.
13. Corrar, L. J., Paulo, E., & Dias Filho, J. M. (2011). *Análise multivariada: Para os cursos de administração, ciências contábeis e economia*. São Paulo: Atlas.

14. Costello, A. B., & Osborne, J. W. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: four recommendations for getting the most from your analysis. *Practical Assessment, Research & Evaluation*.
15. Dessler, G. (2002). *Human Resource Management*. Florida International University, 13th edition.
16. Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*.
17. Field, A. (2009). *Descobrimdo a Estatística usando o SPSS*. 2. ed. Porto Alegre: Bookman.
18. Field, A., Watson, J., & Carr, N. (2012). Sampling and methods in research: A practical approach. *Journal of Statistics Education*.
19. Figueiredo, D. B., & Silva, J. A. (2010). *Visão além do alcance: uma introdução à análise fatorial*. Opinião Pública, Campinas.
20. Ford, J. K., MacCallum, R. C., & Tait, M. (1986). The application of exploratory factor analysis in applied psychology: A critical review and analysis. *Personnel Psychology*.
21. Garson, G. D. (2009). Statnotes: topics in multivariate analysis. [Online] Disponível em: <http://faculty.chass.ncsu.edu/garson/PA765/statnote.htm> Acesso em: [22 jan. 2018].
22. Gungor, P. (2011). The Relationship between Reward Management System and Employee Performance with the Mediating Role of Motivation: A Quantitative Study on Global Banks. 7th International Strategic Management Conference, Istanbul.
23. Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2009). *Multivariate data analysis (7th ed.)*. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall.
24. Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2005). *Análise multivariada de dados*. 5ª Edição. Porto Alegre: Bookman.
25. Hanaysha, J., & Majid, M. (2018). O impacto da capacitação dos colaboradores no desempenho organizacional: Um estudo no setor de ensino superior na Arábia Saudita. *International Journal of Learning and Development*.
26. Haverroth, M. (2017). *Técnicas de análise de dados: Uma abordagem prática e teórica (1st ed.)*. Curitiba: Editora UFPR.
27. Maroco, J. (2007). *Análise Estatística, com utilização do SPSS*. Edições Sílabo, 3a Edição, Lisboa.
28. Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2002). *Applied multivariate statistical analysis (5th ed.)*. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall.
29. Knight, C., Patterson, M., & Dawson, J. (2017). Building work engagement: A systematic review and meta-analysis investigating the effectiveness of work engagement interventions. *Journal of Organizational Behavior*.

30. Malhotra, N. K. (2006). *Pesquisa de marketing: Uma orientação aplicada* (4th ed.). Porto Alegre: Bookman.
31. Maroco, J. (2003). *Análise Estatística: Com utilização do SPSS*. Lisboa: Sílabo.
32. Maroco, J., & Marques, J. (2006). *Análise de dados com SPSS*. Lisboa: Edições Sílabo.
33. Martinez, J. M. (2013). *Análise de componentes principais: Uma introdução prática e teórica*. São Paulo: Editora Atlas.
34. Martins, R. (2015). *Gestão de Recursos Humanos em Maputo*. *Revista de Gestão de Moçambique*.
35. Martono, S., Kartika, E. W., & Wibowo, F. S. (2018). *O Papel dos Sistemas de Incentivo no Desempenho e Satisfação Profissional*. *Journal of Business and Management*.
36. Matos, D. A. S., & Rodrigues, E. C. (2014). *Análise fatorial: Uma abordagem teórica e prática*. Brasília: Editora Universidade de Brasília.
37. Mingoti, S. A. (2005). *Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada: Uma Abordagem Aplicada*. 1. ed. Editora: UFMG, 2013-2ª reimpressão.
38. Mingoti, S. A. (2013). *Análise de dados por técnicas estatísticas multivariadas* (2. ed.). Curitiba: Editora UFMG.
39. Morgan, J. C., Dill, J., & Kalleberg, A. (2013). *The quality of healthcare jobs: Can intrinsic rewards compensate for low extrinsic rewards?* *Work, Employment and Society*.
40. Moroco, G.P. (2012). *Análise de Dados para Ciências Sociais*. Lisboa, Edições Sílabo.
41. Moura, M. (2022). *A Influência da Perceção de Justiça nas relações entre Satisfação com as Recompensas e Comportamentos dos Colaboradores*. Instituto Universitário de Lisboa, Lisboa.
42. Osborne, J. W., & Costello, A. B. (2009). *Best practices in confirmatory factor analysis: Recommendations for using the approach in psychological research*. *Psychological Methods*.
43. Pasquali, L. (1999). *Psicometria: Teoria e aplicações*. Brasília: Editora Universidade de Brasília.
44. Pestana, M. H., & Gageiro, J. N. (2005). *Análise de Dados para Ciências Sociais: A Complementaridade do SPSS*. 4ª Edição. Lisboa: Edições Sílabo.
45. Riasat, F., Aslam, S., & Nisar, Q. A. (2016). *Do intrinsic and extrinsic rewards influence the job satisfaction and job performance? Mediating role of reward system*. *Journal of Management Info*
46. Sekhar, C., Patwardhan, M., & Singh, R. K. (2013). *A literature review on motivation*. *International Network of Business and Management*.
47. Shepard, E. M., Clifton, T. J., & Kruse, D. (1996). *Flexible working hours and productivity: Some evidence from pharmaceutical industry*. *Industrial Relations – A Journal of Economy and Society*.

48. Silva, A. C., Santos, P. M. L., & Diniz, E. S. (2022). A Importância da Avaliação de Desempenho nas Organizações. Instituto de Ensino Superior Franciscano.
49. Silva, J., Pereira, A., & Souza, C. (2022). Gestão de recursos humanos: Uma abordagem estratégica. *Revista Brasileira de Administração*.
50. Silva, L. (2010). Satisfação Profissional em Maputo. *Estudos Maputo*.
51. Smith, J. (2003). Satisfação no Trabalho e Incentivos. *Revista de Gestão de Recursos Humanos*.
52. Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). *Using multivariate analysis*. Needham Heights: Allyn & Bacon. 5ª Edição.
53. Vera, M., Martínez, I. M., Lorente, L., & Chambel, M. J. (2016). The Role of Co-worker and Supervisor Support in the Relationship Between Job Autonomy and Work Engagement Among Portuguese Nurses: A Multilevel Study.
54. Widman, K. (2007). Confirmatory factor analysis: A review of the literature and a proposal for an enhanced approach. *Journal of Research in Personality*.
55. Yong, A. G., & Pearce, P. L. (2013). *A beginner's guide to factor analysis: Focusing on exploratory factor analysis*. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*.

Apêndices

Apêndice A: Estatísticas Descritivas

Tabela 1: Distribuição do estado civil dos respondentes

| Estado Civil | Frequência | Frequência Relativa | Frequência Acumulada |
|----------------|------------|---------------------|----------------------|
| Casado(a) | 36 | 23% | 23% |
| Divorciado(a) | 6 | 4% | 27% |
| Solteiro(a) | 94 | 61% | 88% |
| União de facto | 18 | 12% | 100% |
| Total | 154 | 100% | — |

Tabela 2: Distribuição do número de trabalhadores na organização

| Nr. Trabalhadores | Frequência | Frequência Relativa | Frequência Acumulada |
|-------------------|------------|---------------------|----------------------|
| Menos de 10 | 11 | 7% | 7% |
| Entre 10 e 50 | 21 | 14% | 21% |
| Entre 51 e 250 | 31 | 20% | 41% |
| Entre 251 e 500 | 15 | 10% | 51% |
| Entre 501 a 1000 | 14 | 9% | 60% |
| Mais de 1000 | 62 | 40% | 100% |
| Total | 154 | 100% | — |

Tabela 3: Distribuição dos níveis de satisfação no trabalho por Sector de trabalho

| Níveis de Satisfação | Sector Privado | | Sector Público | | Total | |
|------------------------|----------------|----------|----------------|----------|----------|----------|
| | absoluto | relativo | absoluto | relativo | absoluto | relativo |
| 1 - Muito insatisfeito | 21 | 14% | 2 | 1% | 23 | 15% |
| 2 - Insatisfeito | 76 | 49% | 6 | 4% | 82 | 53% |
| 3 - Indiferente | 16 | 10% | 3 | 2% | 19 | 12% |
| 4 - Satisfeito | 25 | 16% | 5 | 3% | 30 | 19% |
| Total | 138 | 90% | 16 | 10% | 154 | 100% |

Apêndice B: Análise Factorial

Tabela 1: Matriz anti-imagem

| | q1 | q2 | q3 | q4 | q5 | q6 | q7 | q8 | q9 | q10 | q11 | q12 | q13 | q14 | q15 | q16 | q17 | q18 | q19 | q20 | q21 | q22 | q23 | |
|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|--|
| Correlação | .944 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| anti-imagem | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| q1 | | .890 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| q2 | -.088 | | .772 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| q3 | .000 | .040 | -.553 | .663 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| q4 | -.249 | -.061 | -.027 | -.055 | .927 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| q5 | -.195 | .011 | -.084 | .060 | -.208 | .946 | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| q6 | -.009 | .027 | .010 | .136 | -.016 | -.163 | .748 | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| q7 | .153 | -.073 | -.076 | .064 | -.223 | -.050 | -.157 | .834 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| q8 | .016 | -.100 | .043 | -.215 | .202 | .038 | -.534 | -.319 | .757 | | | | | | | | | | | | | | | |
| q9 | -.116 | .114 | .021 | .068 | .011 | -.020 | -.046 | -.168 | -.139 | .862 | | | | | | | | | | | | | | |
| q10 | -.146 | .122 | -.129 | -.043 | .035 | .126 | -.025 | -.136 | -.210 | -.315 | .847 | | | | | | | | | | | | | |
| q11 | -.009 | -.382 | -.066 | -.078 | -.254 | -.177 | .039 | .034 | .075 | -.102 | -.123 | .878 | | | | | | | | | | | | |
| q12 | .008 | -.105 | .019 | .050 | .081 | -.100 | -.145 | .082 | .052 | .037 | -.091 | .012 | .935 | | | | | | | | | | | |
| q13 | -.175 | -.006 | .061 | -.058 | -.029 | .144 | .102 | -.056 | -.100 | -.005 | .115 | -.054 | -.419 | .898 | | | | | | | | | | |
| q14 | -.021 | .125 | -.006 | .008 | -.039 | -.035 | -.096 | .078 | .007 | .050 | -.031 | -.152 | -.244 | .070 | .943 | | | | | | | | | |
| q15 | .072 | -.151 | -.016 | -.050 | .038 | -.232 | .145 | -.091 | .006 | -.127 | .080 | .084 | -.023 | -.066 | -.373 | .944 | | | | | | | | |
| q16 | .066 | -.183 | -.047 | .139 | -.170 | -.063 | .027 | .089 | -.041 | .078 | -.009 | .124 | -.063 | .147 | .060 | -.044 | .947 | | | | | | | |
| q17 | -.116 | .067 | .023 | -.204 | .068 | -.045 | -.040 | -.005 | .058 | .053 | -.046 | -.011 | -.143 | -.110 | -.080 | -.041 | -.353 | .934 | | | | | | |
| q18 | .012 | .120 | .118 | .004 | -.081 | .069 | .044 | .012 | -.116 | -.063 | .157 | -.089 | -.084 | -.031 | .039 | -.071 | -.239 | -.158 | .941 | | | | | |
| q19 | -.076 | -.057 | -.054 | .078 | .042 | -.143 | -.008 | -.021 | .022 | .022 | -.034 | .092 | .129 | -.058 | -.074 | .025 | -.083 | -.454 | -.431 | .932 | | | | |
| q20 | .096 | -.131 | .051 | -.028 | -.017 | .020 | .081 | .059 | -.026 | .024 | -.026 | -.142 | .015 | .039 | .166 | .129 | .028 | -.096 | -.087 | .029 | .851 | | | |
| q21 | -.143 | -.049 | -.007 | .064 | -.037 | .106 | -.097 | -.003 | .015 | -.048 | .013 | .121 | .042 | .109 | -.042 | .015 | .020 | -.021 | -.008 | .071 | -.457 | .907 | | |
| q22 | .120 | .080 | -.013 | -.045 | .042 | -.161 | -.034 | -.060 | .062 | .021 | .009 | -.068 | .100 | -.199 | -.003 | -.069 | .053 | -.008 | .032 | -.030 | -.374 | -.245 | .912 | |
| q23 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

Tabela 2: Comunalidades

| Variáveis | Inicial | Extração |
|-----------|---------|----------|
| q1 | 1.000 | 0.658 |
| q2 | 1.000 | 0.638 |
| q3 | 1.000 | 0.780 |
| q4 | 1.000 | 0.839 |
| q5 | 1.000 | 0.716 |
| q6 | 1.000 | 0.743 |
| q7 | 1.000 | 0.724 |
| q8 | 1.000 | 0.676 |
| q9 | 1.000 | 0.801 |
| q10 | 1.000 | 0.607 |
| q11 | 1.000 | 0.642 |
| q12 | 1.000 | 0.745 |
| q13 | 1.000 | 0.708 |
| q14 | 1.000 | 0.516 |
| q15 | 1.000 | 0.672 |
| q16 | 1.000 | 0.694 |
| q17 | 1.000 | 0.824 |
| q18 | 1.000 | 0.908 |
| q19 | 1.000 | 0.854 |
| q20 | 1.000 | 0.880 |
| q21 | 1.000 | 0.846 |
| q22 | 1.000 | 0.764 |
| q23 | 1.000 | 0.745 |

Método de extração: análise do componente principal.

Apêndice C: Regressão Ordinal

Tabela 2: Testes de Efeitos de Modelo Reajustado

| Fonte | Componentes | | |
|----------|----------------------|----|-------|
| | Qui-quadrado de Wald | df | Sig. |
| Idade | 12.352 | 4 | 0.015 |
| Educação | 4.294 | 4 | 0.368 |
| FAC1_1 | 45.614 | 1 | 0.000 |
| FAC3_1 | 34.554 | 1 | 0.000 |
| FAC4_1 | 25.278 | 1 | 0.000 |

Tabela 1: Estimativas do parâmetro

| | | Estimativa | Erro padrão | Wald | df | Sig. | Intervalo de confiança 95% | |
|--------|--------------------------|----------------|-------------|----------|------|--------|----------------------------|-----------------|
| | | | | | | | Limite inferior | Limite superior |
| Limite | [SatisfacaoTrabalho = 1] | 19.817 | 2.098 | 89.232 | 1 | .000 | 15.705 | 23.929 |
| | [SatisfacaoTrabalho = 2] | 26.481 | 2.020 | 171.884 | 1 | .000 | 22.522 | 30.440 |
| | [SatisfacaoTrabalho = 3] | 33.577 | 2.221 | 228.596 | 1 | .000 | 29.224 | 37.929 |
| Local | [Sexo=1] | .317 | .527 | .362 | 1 | .547 | -.716 | 1.350 |
| | [Sexo=2] | 0 ^a | | | 0 | | | |
| | [Idade=1] | -4.742 | 1.441 | 10.822 | 1 | .001 | -7.567 | -1.917 |
| | [Idade=2] | -2.938 | 1.216 | 5.838 | 1 | .016 | -5.322 | -.555 |
| | [Idade=3] | -3.846 | 1.215 | 10.026 | 1 | .002 | -6.227 | -1.466 |
| | [Idade=4] | -2.407 | 1.323 | 3.312 | 1 | .069 | -5.000 | .185 |
| | [Idade=5] | 0 ^a | | | 0 | | | |
| | [EstadoCivil=1] | 2.857 | 1.631 | 3.067 | 1 | .080 | -.341 | 6.055 |
| | [EstadoCivil=2] | 1.971 | 1.508 | 1.708 | 1 | .191 | -.985 | 4.926 |
| | [EstadoCivil=3] | 1.197 | 1.398 | .733 | 1 | .392 | -1.543 | 3.937 |
| | [EstadoCivil=4] | 0 ^a | | | 0 | | | |
| | [Educao=4] | 26.383 | .913 | 834.658 | 1 | .000 | 24.593 | 28.173 |
| | [Educao=5] | 26.930 | .636 | 1790.237 | 1 | 0.000 | 25.682 | 28.177 |
| | [Educao=6] | 27.895 | .828 | 1134.155 | 1 | .000 | 26.271 | 29.518 |
| | [Educao=7] | 26.925 | 0.000 | | 1 | | 26.925 | 26.925 |
| | [Educao=8] | 0 ^a | | | 0 | | | |
| | [TipoContrato=1] | -.935 | 1.140 | .672 | 1 | .412 | -3.169 | 1.300 |
| | [TipoContrato=2] | .404 | 1.285 | .099 | 1 | .753 | -2.114 | 2.923 |
| | [TipoContrato=3] | -1.994 | 1.801 | 1.225 | 1 | .268 | -5.524 | 1.536 |
| | [TipoContrato=4] | 1.574 | 4.689 | .113 | 1 | .737 | -7.617 | 10.765 |
| | [TipoContrato=5] | .677 | 2.673 | .064 | 1 | .800 | -4.562 | 5.916 |
| | [TipoContrato=6] | 0 ^a | | | 0 | | | |
| | FAC1_1 | 5.202 | .798 | 42.444 | 1 | .000 | 3.637 | 6.766 |
| FAC2_1 | -.558 | .322 | 2.993 | 1 | .084 | -1.190 | .074 | |
| FAC3_1 | 2.932 | .511 | 32.883 | 1 | .000 | 1.930 | 3.934 | |
| FAC4_1 | 1.915 | .398 | 23.196 | 1 | .000 | 1.136 | 2.694 | |
| FAC5_1 | .015 | .290 | .003 | 1 | .959 | -.553 | .583 | |

Função de vínculo: Logit.

a. Este parâmetro é definido para zero porque é redundante.