



Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Matemática

Bacharelado em Estatística

**ANÁLISE FATORIAL COM ROTAÇÃO
OBLÍQUA: APLICAÇÃO EM UMA
ESCALA PSICOMÉTRICA**

Michael Rosa Rezende

Uberlândia-MG
2017

Michael Rosa Rezende

ANÁLISE FATORIAL COM ROTAÇÃO OBLÍQUA: APLICAÇÃO EM UMA ESCALA PSICOMÉTRICA

Trabalho de conclusão de curso apresentado à Coordenação do Curso de Bacharelado em Estatística como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

Orientador: Patrícia Viana da Silva

Uberlândia-MG
2017



**Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Matemática**

Coordenação do Curso de Bacharelado em Estatística

A banca examinadora, conforme abaixo assinado, certifica a adequação deste trabalho de conclusão de curso para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

Uberlândia, ____ de _____ de 20____

BANCA EXAMINADORA

Patrícia Viana da Silva

Rodrigo Lambert

Leandro Alves Pereira

**Uberlândia-MG
2017**

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus por ter me dado saúde e força para superar as dificuldades. A esta universidade, à Estatística e seu corpo docente, direção e administração que me propiciaram a janela que hoje vislumbro um horizonte superior, atribuído pela confiança no mérito e ética aqui presentes. A minha grande orientadora e mentora Patrícia Viana da Silva nesse trabalho árduo, pelo suporte no pouco tempo que lhe coube, pelas suas correções e incentivos.

Agradeço a minha mãe Sheila Aparecida Rosa, heroína que me deu apoio, incentivo nas horas difíceis, de desânimo e cansaço. A minha avó que apesar de todas as dificuldades me fortaleceu e que para mim foi muito importante. Bem como, meu irmão Rodrigo, por todas as palavras de incentivo mesmo de longe, me mostrando que não poderia desistir nunca.

Agradeço também a minha madrinha Geisa Aparecida Rosa pelo grande, apoio, união e carinho durante esta jornada, e também a uma mulher na qual sinto uma saudade imensa, Janaína Aparecida Rosa, que em todos os momentos difíceis me brindou com sua alegria e força trazendo pra dentro de mim a confiança e apoio que eu necessitei para me impulsionar e realizar este sonho. Agradeço à minha família por ter me dado o suporte necessário para a conclusão deste curso.

Meus agradecimentos sinceros à Vívian Ribeiro Barreto, o melhor presente que a faculdade poderia ter me dado. Pelo carinho, compreensão, amor, solidariedade e claro pela paciência em todos os momentos com apoio total. Obrigado meu amor por tudo o que você transformou na minha vida. Obrigado pelo teu carinho, tua alegria, tua atenção, tua vibração com as minhas conquistas e teu ombro em cada momento difícil que você ajudou a atravessar. Sem você, essa conquista não teria o mesmo gosto. Obrigado meu amor.

Meus agradecimentos aos amigos Caio Henrique Garcia Silva e Luiz Carlos Costa Junior, companheiros de trabalhos e irmãos na amizade que fizeram parte da minha formação e que vão continuar presentes em minha vida com certeza.

A todos que direta ou indiretamente fizeram parte da minha formação, o meu muito obrigado.

RESUMO

Esse trabalho se propõe a utilizar as técnicas multivariadas de análise fatorial para identificar relações entre comportamentos indicativos da distorção da imagem corporal. Os dados foram obtidos da aplicação do Questionário de Imagem Corporal em 125 mulheres em um estudo de um ambulatório de transtornos alimentares. A Análise de Componentes Principais possibilitou diminuir a dimensão dos dados de 34 para 4 variáveis e o uso da rotação obliqua *oblimin*, auxiliou a interpretação dos componentes considerados relevantes e à agrupar os comportamentos como a *insatisfação física*, *sentimento de estar fora dos padrões estéticos*, *comparação a outras pessoas* e o *uso controverso de medicamentos*.

Palavras-chave: Análise multivariada; Componentes principais; Imagem corporal; Rotação oblimin; Transtornos alimentares.

ABSTRACT

The multivariate techniques of factor analysis enable to identify relationships between behaviors of body image distortion. The data were the answers of 125 women in a study of an outpatient eating disorder to the Body Image Questionnaire. Through Principal Components Analysis the dimension of the data was reduced from 34 to 4 variables and the use of oblique rotation (oblimin) provide relevants cluster of behaviors.

Keywords: Multivariate analysis; Principal components; Body shape; Oblimin rotation; Eating disorders.

SUMÁRIO

1	Introdução	1
2	Análise Fatorial	3
2.1	Método para obtenção de fatores	4
2.2	Escolha do número de fatores	7
2.3	Avaliação dos Fatores	7
2.4	Rotação dos Fatores	8
3	Resultados	11
4	Conclusões	21
	Referências Bibliográficas	23
	Apêndice A Questionário de Imagem Corporal (Body Shape Questionnaire)	25
	Apêndice B Matriz de Correlação	27

1. INTRODUÇÃO

A análise multivariada é uma área da Estatística que tem como objetivo a avaliação conjunta de variáveis observadas nas mesmas unidades amostrais. Além disso, investiga as inter-relações entre essas variáveis e as soluções para os problemas abordados são mais consistentes e úteis [7]. Nesse caso, as variáveis não são separadas em variáveis dependentes e independentes como em análise de regressão, mas são agrupadas de acordo com sua estrutura de inter-relacionamento em variáveis não observáveis denominadas fatores. [8].

A análise fatorial teve seus primeiros conceitos sugeridos por Galton [9] e em 1904 Spearman [24] propôs um modelo, usado até hoje, de organização em fatores com o propósito de mensurar a inteligência humana. O modelo de um único fator de Spearman foi generalizado por Thurstone [25], para contemplar múltiplos fatores [7] e tentar simplificar relacionamentos complexos, fornecendo informações sobre a estrutura subjacente dos dados [6].

Em termos gerais, a análise fatorial aborda o problema de analisar a estrutura das inter-relações entre um grande número de variáveis que são agrupadas de acordo com sua estrutura de inter-relacionamento em variáveis não observáveis denominadas fatores. Os dois principais usos da análise fatorial - resumo e redução de dados - podem ser alcançados com a utilização de escores, valores calculados para os fatores que podem substituir as variáveis originais [11].

Um dos métodos de obtenção de fatores mais utilizados é a Análise de Componentes Principais (ACP), pois não exige suposições sobre a distribuição das variáveis originais, como a normalidade multivariada [8]. É uma técnica utilizada para investigar e auxiliar a interpretação da estrutura de interdependência das variáveis. Foi introduzida por Pearson em 1901 [21] e desenvolvida de forma independente por Hotelling em 1933 [14].

Existem outros métodos para a obtenção de fatores, dentre eles: método da máxima verossimilhança que utiliza suposições de uma distribuição normal e desenvolve testes de hipóteses com o objetivo de testar a adequacidade do modelo; fatores comuns têm como objetivo identificar as dimensões representadas nas variáveis originais, porém com pouco conhecimento da variância desejando eliminá-la; método dos mínimos quadrados que tem como objetivo minimizar o erro; dentre outros (para mais detalhes, ver [14]).

A ACP pode ser resumida como um método de transformação das variáveis originais. As novas variáveis são chamadas de componentes principais ou fatores. Cada componente principal é uma combinação linear das variáveis originais e carrega uma parcela da variação total dos dados originais na forma de sua própria variância.

Os CP's resultantes são em número igual ao número de variáveis originais presentes no es-

tudo e são organizados em ordem decrescente de variâncias, o mais informativo ou de maior variância é o primeiro e o menos informativo é o último [6]. São obtidos a partir dos autovetores correspondentes aos autovalores [1] da matriz de covariância ou da matriz de correlação. O objetivo principal é que os fatores sejam facilmente compreensíveis e que transmitam a informação essencial contida no conjunto original de variáveis [6].

Os componentes inicialmente obtidos são muitas vezes difíceis de interpretar, quando se tem um grande número de variáveis, independente do método de extração de fatores utilizado. Felizmente, é possível encontrar novos fatores a partir de rotações aplicadas aos componentes iniciais. A ideia geométrica é realizar uma rotação no sistema de eixos coordenados, fazendo com que os novos eixos sejam posicionados no sentido de maior variabilidade [7].

Existem dois tipos de rotação. No primeiro, chamado de rotação ortogonal, os eixos são mantidos perpendiculares, no segundo, chamado rotação oblíqua, não existe tal restrição e os eixos dos fatores podem ser girados de forma livre [1].

Este trabalho consiste em aplicar a técnica de análise fatorial em dados sobre comportamentos relacionados à imagem corporal em pessoas que possuem distúrbios alimentares, mais especificamente, a anorexia e a bulimia. Elas foram descritas há muitos séculos [20] e se tornam cada vez mais comuns na sociedade atual.

A pessoa com anorexia tem uma distorção grave da imagem do seu corpo e perde propositalmente o peso motivado pelo desejo de emagrecer associado ao medo de engordar. Já pessoas com bulimia não possuem uma distorção tão grave da imagem corporal, mas apresentam compulsividade em relação a comida seguida de meios compensatórios para evitar o ganho de peso (vômitos voluntários, uso de laxantes e diuréticos, etc.) [10].

Durante um estudo para investigar a checagem do corpo em transtornos alimentares, o Questionário de Imagem Corporal (Apêndice A) foi aplicado a 125 mulheres. O objetivo deste trabalho é analisar esses dados para identificar comportamentos que sejam relacionados entre si e melhorar a compreensão da distorção da imagem corporal das pacientes do estudo utilizando ACP e rotação oblíqua.

No Capítulo 2 será apresentada a metodologia de análise fatorial e de componentes principais. Na seção 3, são apresentados os resultados a partir das análises. E na seção 4, as conclusões obtidas.

2. ANÁLISE FATORIAL

Alguns conceitos, necessários à notação e à metodologia serão introduzidos a seguir.

Seja $\mathbf{X}$, com $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ um vetor aleatório contínuo com função densidade de probabilidade $f(\mathbf{x})$. Define-se o valor esperado ou esperança deste vetor por um integral múltipla [7],

$$\mathbb{E}(\mathbf{X}) = \mu = \begin{bmatrix} E(\mathbf{X}_1) \\ \vdots \\ E(\mathbf{X}_p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} x_1 f(x_1, \dots, x_p) dx_1 dx_p \\ \vdots \\ \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} x_p f(x_1, \dots, x_p) dx_1 dx_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Se $\mathbf{X}$ é um vetor aleatório discreto as integrais são somas definidas no suporte das variáveis.

Uma forma de representar a estrutura de dependência entre variáveis é a covariância. A matriz de covariância de um vetor aleatório $\mathbf{X}$ é definida por [7],

$$Cov(\mathbf{X}) = \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \dots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

em que, $\sigma_{ij} = Cov(X_i, X_j)$, para $i \neq j$. Um caso particular da covariância é a variância de uma variável aleatória $Var(X) = \mathbb{E}[(X - E(X))^2] = \sigma_i^2 = \sigma_{ii}$.

Outra forma de representar a dependência entre variáveis é a correlação. A matriz de correlação do vetor aleatório $\mathbf{X}$ é dada por [7],

$$R = Cor(\mathbf{X}_i) = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1p} \\ \rho_{21} & 1 & \dots & \rho_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{p1} & \rho_{p2} & \dots & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

na qual $\rho_{ij} = \frac{\sigma_{ij}}{(\sigma_i^2 \sigma_j^2)^{1/2}}$, para $i \neq j$ e $\rho_{11} = \rho_{22} = \dots = \rho_{pp} = 1$, para $j = 1, 2, \dots, p$. A matriz de correlação é mais usada que a matriz de covariância, pois seus valores estão limitados ($0 \leq \rho \leq 1$) o que facilita a interpretação.

Existe ainda, outro coeficiente que mede a correlação entre duas variáveis quando se controla o efeito da outra variável sobre estas. Seja $\alpha_{X,Y|Z}$ a correlação parcial entre X e Y fixando o

efeito de Z , tem-se [15]:

$$\alpha_{X,Y|Z} = \frac{\rho_{XY} - \rho_{XZ} \rho_{YZ}}{\sqrt{(1 - \rho_{XZ}^2)} \sqrt{(1 - \rho_{YZ}^2)}} \quad (2.4)$$

Com base nos conceitos anteriores, algumas medidas podem ser apresentadas para verificar a viabilidade da aplicação de uma Análise Fatorial a um conjunto de dados. Uma delas é a Medida de Adequação Amostral (MAA) que é utilizada para quantificar o grau de inter-correlação entre as variáveis. Sua definição é dada a seguir¹.

Definição 1: A Medida de Adequação Amostral para a variável X_i é dada por [17],

$$MAA(i) = 1 - \frac{\sum_j \alpha_{ij}^2}{\sum_j \rho_{ij}^2}, \forall i \neq j \quad (2.5)$$

em que, ρ_{ij} é o coeficiente de correlação entre as variáveis X_i e X_j enquanto α_{ij} é o coeficiente de correlação parcial entre as mesmas variáveis fixando o efeito das demais variáveis da análise.

O critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) é um critério que considera todas as variáveis simultaneamente. Ele é considerado um MAA global [17].

Definição 2: O índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) é dado por:

$$KMO = \frac{\sum_i \sum_j \rho_{ij}^2}{\sum_i \sum_j \rho_{ij}^2 + \sum_i \sum_j \alpha_{ij}^2} \quad (2.6)$$

em que, ρ_{ij} é o coeficiente de correlação entre as variáveis X_i e X_j enquanto α_{ij} é o coeficiente de correlação parcial entre as mesmas variáveis fixando o efeito das demais variáveis da análise.

A análise fatorial não é viável quando os valores do KMO e MAA forem baixos, que quer dizer que as correlações entre as variáveis são muito baixas.

Caso a análise fatorial seja considerada viável definem-se três etapas para a realização da análise fatorial: obtenção dos fatores, determinação da quantidade de fatores retidos e a rotação.

2.1 MÉTODO PARA OBTENÇÃO DE FATORES

Na análise de componentes principais, descreve-se a variação total de um conjunto de n pontos no espaço p -dimensional, introduzindo um novo conjunto de p variáveis ortogonais, não correlacionadas. As novas variáveis $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$, podem ser consideradas latentes, ou seja, não observáveis ou mensuráveis diretamente a partir do experimento ou levantamento amostral.

A partir dos autovetores e autovalores da matriz de covariância Σ (ou da matriz de correlação) das variáveis originais encontram-se os componentes principais $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$. Para cada Y_i

¹Esse índice varia de 0 a 1, alcançando 1 quando cada variável é perfeitamente prevista sem erro pelas outras variáveis. Segundo Hair [11] a medida pode ser interpretada com as seguintes orientações: 0,8 ou acima, admirável; 0,7 ou acima, bom; 0,6 ou acima, mediano; 0,5 ou acima, ruim; e abaixo de 0,5, inaceitável. Segundo Fávero [8] quando a medida de determinada variável for baixa, esta variável não necessariamente deve ser eliminada, uma vez que esta variável pode representar um fator isoladamente.

busca-se um vetor de coeficientes $\gamma'_i = (\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{ip})$, de modo que a variância de $Y_i = \gamma_i \mathbf{X}$ seja máxima sobre a classe de todas as combinações lineares de $\mathbf{X}$ sujeito às restrições $\gamma' \gamma = 1$ e $\gamma'_i \gamma_j = 0, i \neq j$ [7]. Isso impede o aumento arbitrário na variância de $\gamma'_i \mathbf{X}$, fazendo com que os componentes de γ_i sejam grandes³.

O problema agora se torna: maximizar $\gamma'_i \Sigma \gamma_i$, com respeito a γ_i , sujeito a restrição $\gamma'_i \gamma_i = 1$ [19]. Assim, os coeficientes de γ_i devem satisfazer as equações lineares definidas por um sistema com p variáveis [15],

$$(\Sigma - \lambda_i \mathbf{I}) \gamma_i = \mathbf{0}, \quad (2.7)$$

e o método do multiplicador Lagrange é utilizado. Supondo que a solução é diferente do vetor nulo, o valor de λ_i deve ser escolhido para que,

$$(\Sigma - \lambda_i \mathbf{I}) = 0. \quad (2.8)$$

Algumas propriedades dos componentes principais podem ser obtidas a partir da decomposição espectral. Assim se Σ é diagonalizável tem-se

$$\Sigma = \mathbf{\Gamma} \mathbf{\Lambda} \mathbf{\Gamma}' = \lambda_1 \gamma_1 \gamma_1' + \lambda_2 \gamma_2 \gamma_2' + \dots + \lambda_p \gamma_p \gamma_p', \quad (2.9)$$

em que $\mathbf{\Lambda}$ é uma matriz diagonal cujos elementos são $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ e $\mathbf{\Gamma}$ é uma matriz ortogonal de ordem p cujas colunas são $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_p$ [15]. Então, pode-se observar que

$$tr(\Sigma) = tr(\mathbf{\Gamma} \mathbf{\Lambda} \mathbf{\Gamma}') = tr(\mathbf{\Lambda} \mathbf{\Gamma} \mathbf{\Gamma}') = tr(\mathbf{\Lambda} \mathbf{I}) = tr(\mathbf{\Lambda}) = \sum_{i=1}^p \lambda_i. \quad (2.10)$$

No entanto, $tr(\Sigma)$ é obviamente dada pela soma dos elementos da diagonal, ou seja, $tr(\Sigma) = \sum_{i=1}^p \sigma_i^2$, dessa forma

$$\sum_{i=1}^p \sigma_i^2 = \sum_{i=1}^p \lambda_i, \quad (2.11)$$

ou seja, a variabilidade total contida nas variáveis originais é igual à variabilidade total contida nos componentes principais [7].

Por definição, a variância de Y_i é dada por [7]

$$Var(Y_i) = \gamma'_i \Sigma \gamma_i = \lambda_i \gamma'_i \gamma_i = \lambda_i, \quad (2.12)$$

²Os vetores $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_p$ são ortonormais, ou seja, mutuamente perpendiculares ($\gamma'_i \gamma_j = 0, i \neq j$) e de comprimento unitário ($\gamma'_i \gamma_i = 1$).

³Para um dado vetor γ_i , pode-se sempre encontrar outro com variância maior escolhendo um vetor com a mesma direção de γ_i , mas com um comprimento maior. Isso equivale a multiplicar γ_i por uma constante, que não altera a característica básica de $\gamma'_i \mathbf{X}$. Portanto, apenas a direção de γ_i deve determinar sua adequação como solução, e não o seu comprimento, que por conveniência, também pode ser um.

e a covariância entre Y_i e Y_j , por

$$\text{Cov}(Y_i, Y_j) = \gamma_i' \Sigma \gamma_j = \lambda_i \gamma_i' \gamma_j = 0, i \neq j \quad (2.13)$$

uma vez que γ_i e γ_j são ortogonais. Logo, os componentes principais são não correlacionados.

Os componentes principais, $Y_j, j = 1, 2, \dots, p$, são definidos como combinações lineares das variáveis originais $\mathbf{X}$ [6]:

$$Y_i = \gamma_{i1}X_1 + \gamma_{i2}X_2 + \dots + \gamma_{ip}X_p. \quad (2.14)$$

Os pesos $\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{ip}$ foram determinados para maximizar a proporção da variância de Y_j , sujeita à restrição $\left(\sum_{j=1}^p \gamma_{1j}^2 = 1 \right)$, para $i = 1, i = 2$ com $\gamma_1' \gamma_2 = 0$, e assim por diante [6].

Com os componentes definidos é possível calcular os escores, valores numéricos dos componentes principais, $y_1, y_2, \dots, y_p$, para cada indivíduo. Esses podem ser usados em análises posteriores substituindo os valores das variáveis originais. Caso sejam utilizados $k < p$ componentes principais (diminuindo a dimensão dos dados) deve haver garantia que grande proporção da variação total é explicada pela estrutura dos k fatores retidos [15].

Os pesos $\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{ip}, i = 1, 2, \dots, p$, também são chamados de cargas fatoriais e cada γ_{il} mede o grau de correlação entre a l -ésima variável original e o i -ésimo fator. Como a matriz de componentes principais é $\mathbf{Y} = \mathbf{\Gamma} \mathbf{X}$ pode-se escrever o modelo das variáveis originais a partir dos componentes [12],

$$X_i = \hat{\phi}_{i1}Y_1 + \hat{\phi}_{i2}Y_2 + \dots + \hat{\phi}_{ik}Y_k, \quad (2.15)$$

em que $\hat{\phi}_{ik}$ são os elementos da matriz $\mathbf{\Phi} = \mathbf{\Gamma}^{-1}$.

No caso de o modelo sofrer rotação, as cargas obtidas após a rotação devem ser consideradas na obtenção dos escores e não as cargas originais [6].

Existe um método obtenção dos fatores utilizando regressão dos componentes, pelos valores das variáveis originais, porém este método exige normalidade multivariada [7]. Na análise fatorial primeiro extraem-se os fatores e somente uma pequena quantidade desses é utilizada (retida) para as análises [11]. Como os dados utilizados neste trabalho são apenas ordinais e limitados, o uso das distribuições multivariadas é inviável.

Para a matriz de correlação a soma da variabilidade total é igual ao número de variáveis. Dessa forma, as propriedades para a matriz de correlação são um pouco alteradas. Assim,

$$\text{tr}(\mathbf{R}) = \text{tr}(\mathbf{\Gamma} \mathbf{\Lambda} \mathbf{\Gamma}') = \text{tr}(\mathbf{\Lambda} \mathbf{\Gamma} \mathbf{\Gamma}') = \text{tr}(\mathbf{\Lambda} \mathbf{I}) = \text{tr}(\mathbf{\Lambda}) = \sum_{i=1}^p \lambda_i. \quad (2.16)$$

Então,

$$\sum_{i=1}^p \lambda_i = \sum_{i=1}^p 1 = p. \quad (2.17)$$

Com,

$$Var(Y_i) = \lambda_i, \quad (2.18)$$

onde $\frac{\lambda_i}{p}$ é a proporção da variância explicada pelo fator. Os resultados mudam, mas melhora a interpretação.

2.2 ESCOLHA DO NÚMERO DE FATORES

Na literatura existem vários critérios que auxiliam na determinação do número de fatores, podemos citar como exemplos os seguintes critérios:

- Critério de Kaiser: consideram-se apenas aqueles componentes que possuem autovalores que são maiores que o valor 1, desta forma, qualquer componente individual deve explicar a variância de pelo menos uma variável.
- Critério da porcentagem da variância explicada: determina o número de fatores que explique uma porcentagem mínima pré-definida da variabilidade global. Esta porcentagem varia de acordo com os autores e área dos problemas.
- Scree Plot: método gráfico baseado nos autovalores. O gráfico é determinado fazendo-se o gráfico das variáveis latentes em relação ao número de fatores em sua ordem de extração, e a forma da curva resultante é usada para avaliar o ponto de corte, buscando um “cotovelo” no gráfico, onde a curva começa a ficar na horizontal [11].

Esses critérios podem conduzir a resultados diferentes mesmo aplicados no mesmo conjunto de dados. Não existe um critério considerado absolutamente melhor que um outro. Assim, é indicado utilizar mais de um, encontrando um número comum entre os diferentes tipos [11].

2.3 AVALIAÇÃO DOS FATORES

Com os fatores obtidos, é necessário avaliar a capacidade de explicação da estrutura de dependência fornecida pela análise fatorial. Assim, algumas medidas devem ser analisadas. Essa medidas são: as cargas fatoriais, as comunalidades e os índices de complexidade [11].

As cargas fatoriais representam as correlações entre as variáveis originais e os fatores. Quanto maior a carga fatorial, maior será a correlação com determinado fator. Um valor negativo indica impacto inverso no fator. Entretanto, diversas medidas e instrumentos utilizados na psicologia apresentam padrões de cargas fatoriais cruzadas, ou seja, quando as variáveis se correlacionam fortemente com mais de um fator, dificultando a compreensão dos resultados [11]. Isso é um ponto negativo na avaliação dos resultados.

As comunalidades, h_i , $i = 1, 2, \dots, p$, indicam a proporção da variância da variável original X_i que está sendo explicada pela estrutura dos k fatores selecionados [11] e é dada por

$$h_i = \sum_{j=1}^k \hat{\gamma}_{ij}^2. \quad (2.19)$$

Quando os valores das comunalidades são menores que 0,5 a explicação fornecida pelos componentes se torna insatisfatória [11]. Tanto para o caso da matriz de correlação quanto na matriz de covariância, as comunalidades são interpretadas como proporção da variância das variáveis originais explicada pelos fatores.

O índice de complexidade de Hofmann [13] refere-se a um número positivo que indica, em média, quantos fatores são usados para explicar cada variável em uma solução de fatores⁴ e é dado por

$$c_i = \frac{\left(\sum_{j=1}^k \hat{\gamma}_{ij}^2 \right)^2}{\sum_{j=1}^k \hat{\gamma}_{ij}^4} \quad (2.20)$$

Não há diretrizes bem estabelecidas como adequadas para os valores do índice de complexidade quando as cargas fatoriais estão em conformidade com uma estrutura simples ou complexa [22].

2.4 ROTAÇÃO DOS FATORES

Para melhorar a interpretação dos fatores considerados relevantes, e sua relação com as variáveis originais utiliza-se rotações nos componentes. Esse procedimento ajuda, por exemplo, a evitar o aparecimento de cargas fatoriais cruzadas e a baixa explicação de alguma variável das originais. Existem dois tipos principais de rotação:

- ortogonal quando os novos eixos também são perpendiculares uns aos outros;
- oblíquos quando os novos eixos podem ter ângulos diversos entre si.

Como as rotações são sempre realizadas em um subespaço (espaço dos fatores, $k < p$), elas explicarão menos variância do que as variáveis originais. A parte da variância total explicada pelos k fatores após a rotação é a mesma que antes da rotação. Apenas as quantidades explicadas por cada fator mudam [18]. Thurstone [25] e Cattell [4] defenderam que este procedimento simplifica a estrutura dos fatores e, portanto, torna sua interpretação mais fácil e confiável (mais fácil de replicar com diferentes amostras de dados).

⁴Uma estrutura simples perfeita tem complexidade igual a 1, cada variável original seria representada por apenas um fator, uma solução com itens uniformemente distribuídos tem uma complexidade maior do que 1 [22].

Em rotações oblíquas mesmo sem a perpendicularidade dos eixos o grau de correlação permitido entre os fatores é, em geral, pequeno porque dois componentes altamente correlacionados são melhor interpretados como um único fator. Uma rotação ortogonal é um caso particular de rotações oblíquas.

Seja a equação um modelo baseado em componentes oblíquos $G_1, \dots, G_r$ [5]:

$$X = G\Lambda' + \epsilon \quad (2.21)$$

onde, Λ é uma matriz de cargas com rotação oblíqua, e ϵ significa erro aleatório.

As seguintes propriedades se mantêm similar ao componentes no espaço de fatores ($k < p$):

- $X'X = \Lambda\Theta\Lambda'$ onde $\Theta = G'G = T'T$ é a matriz de correlação dos componentes oblíquos, e T é a matriz de transformação oblíqua;
- $\overline{X'X} = G\Lambda'\Lambda G'$;
- $\Lambda' = (G'G)^{-1}G'X$ e $X = G\Lambda' = P_G X$ onde P_G é a matriz de vetores latentes, que é idempotente⁵ e simétrica.

Inicialmente, surgiram as rotações oblíquas chamadas “quartimin” e “covarimin” que logo foram generalizadas [3] para a família “oblimin” que descreve uma classe de métodos envolvendo rotações oblíquas com base em minimização dos critérios específicos. Para o algoritmo é necessário definir uma matriz inicial de cargas fatoriais $\Lambda_{p \times k}$ com elementos γ_{ij} , $i = 1, 2, \dots, p$ e $j = 1, 2, \dots, k$ sendo a carga para a i -ésima variável no j -ésimo fator. Para a obtenção de uma rotação da família oblimin deve-se minimizar o critério

$$Oblimin = \sum_{j \neq l} \left(n \sum_i \gamma_{ij}^2 \lambda_{il}^2 - \tau \sum_i \lambda_{ij}^2 \sum_i \lambda_{ij}^2 \sum \lambda_{il}^2 \right). \quad (2.22)$$

Valores de τ para casos especiais da família oblimin são:

Quartimin $\tau = 0$ é a rotação mais oblíqua;

Biquartimin $\tau = 0,5$ é a rotação menos oblíqua; e

Covarimin $\tau = 1$ é a rotação oblíqua mínima.

⁵Uma matriz é idempotente quando, ao ser multiplicada por potências de si mesma, resultam na própria matriz.

3. RESULTADOS

As análises foram realizadas com auxílio do software R versão 3.4.2 [23].

Os dados são referentes ao Questionário de Imagem Corporal (Apêndice A) relacionado ao sentimento nas últimas quatro semanas de 125 mulheres do Programa de Transtornos Alimentares (AMBULIM) do Instituto de Psiquiatria do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (IPq - HC-FMUSP), durante o estudo “Checagem do corpo em transtornos alimentares: relação entre comportamentos e cognições” de Adriana T. Kachani [16]. A resposta para cada uma das perguntas é uma representação do nível de satisfação da paciente segundo uma escala de likert (tipo de escala na qual as respostas são categorias ordenadas de intensidade). Na Tabela 3.1, são apresentadas as frequências relativas das categorias por questão.

Tabela 3.1: Frequências relativas das respostas.

	Nunca	Raramente	Às vezes	Frequentemente	Muito Frequentemente	Sempre
Q1	0,113	0,129	0,323	0,089	0,065	0,282
Q2	0,144	0,120	0,240	0,048	0,136	0,312
Q3	0,264	0,168	0,168	0,048	0,040	0,312
Q4	0,088	0,040	0,168	0,112	0,072	0,520
Q5	0,112	0,080	0,184	0,128	0,096	0,400
Q6	0,176	0,136	0,128	0,072	0,096	0,392
Q7	0,280	0,072	0,152	0,088	0,056	0,352
Q8	0,464	0,128	0,120	0,072	0,064	0,152
Q9	0,290	0,081	0,145	0,081	0,065	0,339
Q10	0,331	0,089	0,121	0,073	0,089	0,298
Q11	0,282	0,105	0,161	0,073	0,121	0,258
Q12	0,169	0,121	0,202	0,073	0,129	0,307
Q13	0,379	0,113	0,161	0,057	0,073	0,218
Q14	0,218	0,089	0,234	0,057	0,073	0,331
Q15	0,161	0,121	0,202	0,121	0,161	0,234
Q16	0,210	0,129	0,194	0,097	0,121	0,250
Q17	0,194	0,105	0,137	0,073	0,089	0,403
Q18	0,355	0,089	0,145	0,081	0,105	0,226
Q19	0,282	0,161	0,113	0,113	0,073	0,258
Q20	0,169	0,081	0,194	0,065	0,161	0,331
Q21	0,218	0,186	0,145	0,097	0,089	0,266
Q22	0,266	0,097	0,161	0,097	0,113	0,266
Q23	0,282	0,057	0,145	0,065	0,153	0,298
Q24	0,169	0,081	0,161	0,105	0,105	0,379
Q25	0,455	0,106	0,122	0,008	0,065	0,244
Q26	0,529	0,057	0,041	0,041	0,081	0,252
Q27	0,520	0,064	0,088	0,072	0,080	0,176
Q28	0,096	0,080	0,192	0,104	0,088	0,440
Q29	0,176	0,072	0,208	0,080	0,096	0,368
Q30	0,200	0,152	0,200	0,064	0,112	0,272
Q31	0,208	0,152	0,128	0,064	0,088	0,360
Q32	0,584	0,088	0,144	0,024	0,040	0,120
Q33	0,112	0,096	0,296	0,128	0,104	0,264
Q34	0,128	0,056	0,192	0,144	0,104	0,376

Na Tabela 3.1 observa-se, por exemplo, que para a questão 25 que refere-se a “Você acha

justo que outras pessoas sejam mais magras que você?”, que 45% das pacientes nunca se sentem incomodadas com essa situação. Já 52% responderam com o maior grau da escala a pergunta que se refere a “Você tem sentido medo de ficar gorda - ou mais gorda do que está?”, que está relacionado à questão 4. Os componentes foram determinados através da matriz de correlação, pela maior facilidade na interpretação dos resultados.

A partir da matriz de correlação de Spearman, observou-se que as variáveis são todas positivamente correlacionadas, o método gráfico ajuda a observar a presença de correlação entre a maioria das variáveis, a figura está disponível no Apêndice B.

Medidas de adequação amostral são dadas pelas estatísticas de KMO e MAA com base nas correlações parciais entre as variáveis. A estatística KMO de 0,96 indica que, segundo Barroso [2], os dados apresentam adequação ótima para a realização da análise fatorial. Pelos altos valores das MAA's de cada variável (Tabela 3.2) conclui-se que é aceitável utilizar a análise fatorial [11].

Tabela 3.2: Medidas de adequação amostral

Variáveis	MAA	Variáveis	MAA
Q1	0,94	Q18	0,97
Q2	0,94	Q19	0,96
Q3	0,95	Q20	0,98
Q4	0,98	Q21	0,95
Q5	0,94	Q22	0,96
Q6	0,97	Q23	0,96
Q7	0,95	Q24	0,96
Q8	0,94	Q25	0,92
Q9	0,97	Q26	0,96
Q10	0,97	Q27	0,94
Q11	0,97	Q28	0,95
Q12	0,97	Q29	0,96
Q13	0,94	Q30	0,95
Q14	0,95	Q31	0,95
Q15	0,97	Q32	0,95
Q16	0,97	Q33	0,94
Q17	0,96	Q34	0,94

A Tabela 3.3 mostra os autovalores da matriz de correlação, representando as variâncias dos componentes, juntamente com as proporções da variância total explicada por cada um deles. É possível observar, por exemplo, pela variância do componente 1, de 21,15, que 21 questões dentre as 34 do questionário estão sendo explicadas pelo primeiro componente.

Tabela 3.3: Autovalores e variância explicada

Componentes	Autovalor	Proporção	Acumulada
1	21,15	0,622	0,622
2	1,14	0,033	0,655
3	1,12	0,033	0,688
4	1,04	0,031	0,719
5	0,93	0,027	0,746
6	0,84	0,025	0,771
7	0,79	0,023	0,794
8	0,71	0,021	0,815
9	0,60	0,018	0,833
10	0,54	0,016	0,849
11	0,53	0,016	0,864
12	0,46	0,013	0,878
13	0,39	0,012	0,889
14	0,39	0,012	0,901
15	0,37	0,011	0,912
16	0,32	0,009	0,921
17	0,30	0,009	0,930
18	0,28	0,008	0,938
19	0,25	0,007	0,945
20	0,20	0,006	0,951
21	0,19	0,006	0,957
22	0,17	0,005	0,962
23	0,17	0,005	0,967
24	0,16	0,005	0,971
25	0,15	0,005	0,976
26	0,13	0,004	0,980
27	0,13	0,004	0,983
28	0,12	0,004	0,987
29	0,10	0,003	0,990
30	0,09	0,003	0,992
31	0,08	0,002	0,995
32	0,07	0,002	0,997
33	0,06	0,002	0,999
34	0,05	0,001	1,00

A escolha do número de componentes, retidos pelo Scree Plot (Figura 3.1), verifica a dispersão dos autovalores em relação ao número de fatores até que a curva da variância se torne horizontal ou sofra uma queda abrupta. Isso indica que muita variância foi perdida e, por isso, deve-se parar de extrair fatores. Pela quantidade mínima de variância explicada, mesmo com autores sugerindo uma quantidade aceitável, fica a critério do pesquisador definir a quantidade que será utilizada.

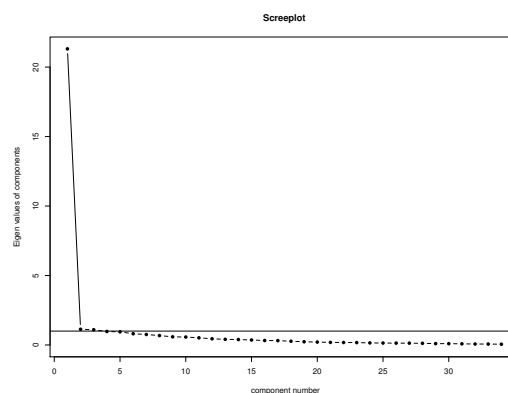


Figura 3.1: Scree Plot

Nesse trabalho, a escolha do número de fatores retidos para a análise fatorial foi realizada com base no Critério de Kaiser, o qual diz que autovalores menores que 1 indicam que o

componente relacionado está carregando a variância de menos que uma variável. A escolha foi de 4 componentes que juntos explicam 72% da variância total. Os componentes que não atingiram pelo menos 1 no autovalor não foram considerados.

A Tabela 3.4 apresenta os resultados dos 4 fatores sem rotação. Para fins de interpretação, as cargas fatoriais são consideradas importantes quando apresentam um valor maior que 0,5 [11]. Nesse caso, percebe-se que apenas algumas variáveis apresentam cargas altas e exclusivamente com o primeiro fator. Os demais fatores contem correlações fracas ou moderadas com as outras variáveis dificultando a identificação da estrutura de dependência e a importância de cada fator. Os índices de *Complexidade*, em sua maioria, mostram que são necessários no máximo 2,9 fatores para explicar cada variável e em média 1,4 e existe apenas uma comunalidade abaixo de 0,5.

Tabela 3.4: Cargas Fatoriais antes da rotação

Variável	CP1	CP2	CP3	CP4	Comunalidade	Var. Única	Complexidade
Q1	0,68	-0,43	0,21	0,08	0,70	0,30	1,90
Q2	0,87	-0,19	0,18	0,09	0,83	0,17	1,20
Q3	0,81	-0,14	0,07	-0,26	0,75	0,25	1,30
Q4	0,82	-0,21	-0,16	0,08	0,74	0,26	1,20
Q5	0,66	-0,18	-0,12	-0,06	0,48	0,52	1,20
Q6	0,86	-0,16	0,17	0,05	0,80	0,20	1,20
Q7	0,85	0,07	0,01	-0,14	0,75	0,25	1,10
Q8	0,69	0,05	0,11	-0,32	0,60	0,40	1,50
Q9	0,88	0,11	-0,03	-0,14	0,80	0,20	1,10
Q10	0,86	-0,02	0,06	-0,13	0,76	0,24	1,10
Q11	0,89	-0,08	0,16	0,07	0,83	0,17	1,10
Q12	0,83	0,08	-0,17	-0,09	0,74	0,26	1,10
Q13	0,77	0,05	0,21	-0,19	0,68	0,32	1,30
Q14	0,87	-0,01	-0,07	-0,18	0,80	0,20	1,10
Q15	0,72	0,04	-0,30	-0,32	0,71	0,29	1,80
Q16	0,79	0,07	-0,16	-0,05	0,65	0,35	1,10
Q17	0,90	-0,08	0,02	0,07	0,82	0,18	1,00
Q18	0,83	0,20	0,07	-0,13	0,75	0,25	1,20
Q19	0,91	0,08	-0,08	-0,09	0,85	0,15	1,00
Q20	0,90	0,07	-0,04	-0,01	0,82	0,18	1,00
Q21	0,83	-0,13	0,24	0,05	0,77	0,23	1,20
Q22	0,82	-0,04	0,13	0,18	0,73	0,27	1,20
Q23	0,78	0,03	0,05	0,15	0,63	0,37	1,10
Q24	0,85	-0,02	-0,18	0,07	0,76	0,24	1,10
Q25	0,50	0,59	0,10	0,13	0,62	0,38	2,10
Q26	0,69	0,14	0,36	0,16	0,65	0,35	1,70
Q27	0,79	0,24	-0,06	0,00	0,69	0,31	1,20
Q28	0,80	-0,18	0,22	0,21	0,76	0,24	1,40
Q29	0,90	-0,03	-0,12	-0,03	0,84	0,16	1,00
Q30	0,74	-0,07	-0,03	0,25	0,62	0,38	1,30
Q31	0,76	0,10	-0,46	0,02	0,79	0,21	1,70
Q32	0,62	0,18	0,39	-0,03	0,56	0,44	1,90
Q33	0,47	0,37	-0,08	0,48	0,60	0,40	2,90
Q34	0,60	-0,18	0,19	0,36	0,56	0,44	2,10

No biplot a seguir (Figura 3.2), as variáveis originais são posicionadas de acordo com sua carga fatorial nos quatro componentes extraídos. Observa-se que a maioria das questões estão bem agrupadas nos gráficos do componente 1, com exceção das questões 25 e 33 que mostraram mais correlação com outros fatores e das questões 32 e 34 que possuem as correlações menores com esse componente. Nos outros gráficos as variáveis se mostram mais dispersas.

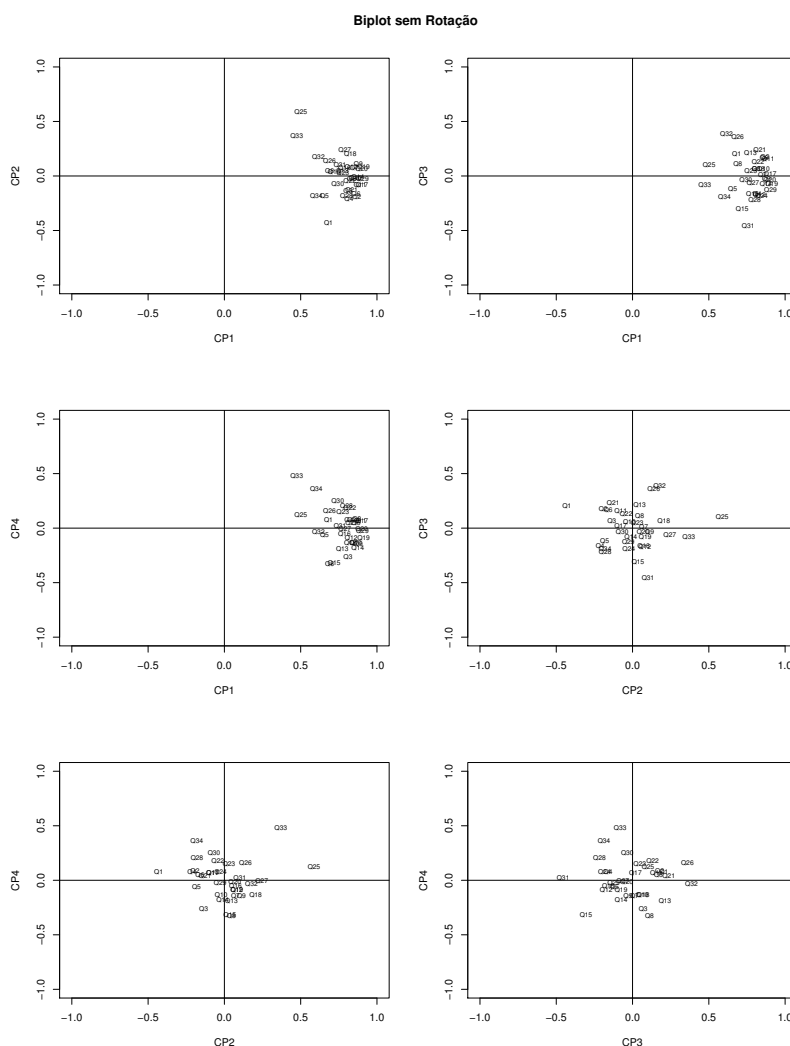


Figura 3.2: Biplot sem Rotação

Para auxiliar na interpretação, utilizou-se uma rotação oblíqua que resulta em componentes correlacionados entre si. Isso é indicado pois os dados provêm de avaliações psicométricas, é importante considerar as relações entre os componentes, para ser mais fiel às condições psicológicas das pacientes. Foi utilizada então a rotação “oblimin” e os resultados para os novos componentes são apresentadas na tabela 3.5.

Após a rotação, as correlações das variáveis foram melhor distribuídas nos componentes. Ainda observa-se que o índice de complexidade foi de no máximo 2,9 e em média 1,7. As communalidades, e as variâncias específicas, não são alteradas pela rotação.

Tabela 3.5: Cargas Fatoriais com rotação

Variável	CP1	CP2	CP3	CP4	Comunalidade	Var. Única	Complexidade
Q1	-0,03	-0,17	0,91	0,03	0,70	0,30	1,10
Q2	0,16	0,07	0,74	0,07	0,83	0,17	1,10
Q3	0,61	-0,15	0,34	0,20	0,75	0,25	2,00
Q4	0,45	-0,02	0,50	-0,19	0,74	0,26	2,30
Q5	0,47	-0,12	0,33	-0,08	0,48	0,52	2,00
Q6	0,22	0,07	0,67	0,10	0,80	0,20	1,30
Q7	0,62	0,12	0,19	0,15	0,75	0,25	1,40
Q8	0,63	-0,05	0,09	0,32	0,60	0,40	1,50
Q9	0,69	0,14	0,13	0,13	0,80	0,20	1,20
Q10	0,54	0,05	0,33	0,16	0,76	0,24	1,90
Q11	0,24	0,16	0,61	0,10	0,83	0,17	1,50
Q12	0,73	0,12	0,09	-0,03	0,74	0,26	1,10
Q13	0,44	0,08	0,29	0,32	0,68	0,32	2,70
Q14	0,73	0,00	0,20	0,08	0,80	0,20	1,20
Q15	1,00	-0,11	-0,16	0,00	0,72	0,28	1,10
Q16	0,65	0,13	0,11	-0,04	0,65	0,35	1,20
Q17	0,38	0,14	0,52	0,02	0,82	0,18	2,00
Q18	0,59	0,24	0,09	0,22	0,75	0,25	1,70
Q19	0,68	0,16	0,19	0,05	0,85	0,15	1,30
Q20	0,56	0,20	0,28	0,03	0,82	0,18	1,80
Q21	0,15	0,10	0,67	0,16	0,77	0,23	1,30
Q22	0,12	0,26	0,61	0,02	0,73	0,27	1,40
Q23	0,23	0,28	0,44	-0,01	0,63	0,37	2,30
Q24	0,54	0,14	0,31	-0,16	0,76	0,24	2,00
Q25	0,23	0,72	-0,22	0,19	0,62	0,38	1,60
Q26	-0,08	0,42	0,51	0,26	0,65	0,35	2,50
Q27	0,56	0,34	0,04	0,05	0,69	0,31	1,70
Q28	0,36	0,09	0,52	-0,30	0,76	0,24	2,50
Q29	0,62	0,09	0,30	-0,05	0,84	0,16	1,50
Q30	0,15	0,24	0,54	-0,16	0,62	0,38	1,80
Q31	0,84	0,15	-0,08	-0,31	0,79	0,21	1,40
Q32	0,07	0,31	0,32	0,40	0,56	0,44	2,90
Q33	-0,06	0,74	0,12	-0,22	0,60	0,40	1,20
Q34	0,07	0,17	0,56	-0,37	0,56	0,44	2,00

Com a rotação oblíqua os componentes rotacionados apresentam dependência, o que pode ser visualizado pela matriz de correlação na Tabela 3.6. Os componentes 1 e 3 estão altamente correlacionados. Já o componente 4 não possui correlação forte com nenhum dos demais, enquanto o componente 2 possui correlação moderada com os componentes 1 e 3.

Tabela 3.6: Matriz de correlação pós-rotação

	CP1	CP3	CP2	CP4
CP1	1.00	0.72	0.50	0.11
CP3	0.72	1.00	0.43	0.14
CP2	0.50	0.43	1.00	0.07
CP4	0.11	0.14	0.07	1.00

A partir das cargas fatoriais com a rotação “oblímin” foi possível construir um novo biplot (Figura 3.3) e observou-se uma melhor distribuição entre as variáveis, pois elas ficaram mais claramente definidas e graficamente melhor observadas em comparação com o biplot sem rotação.

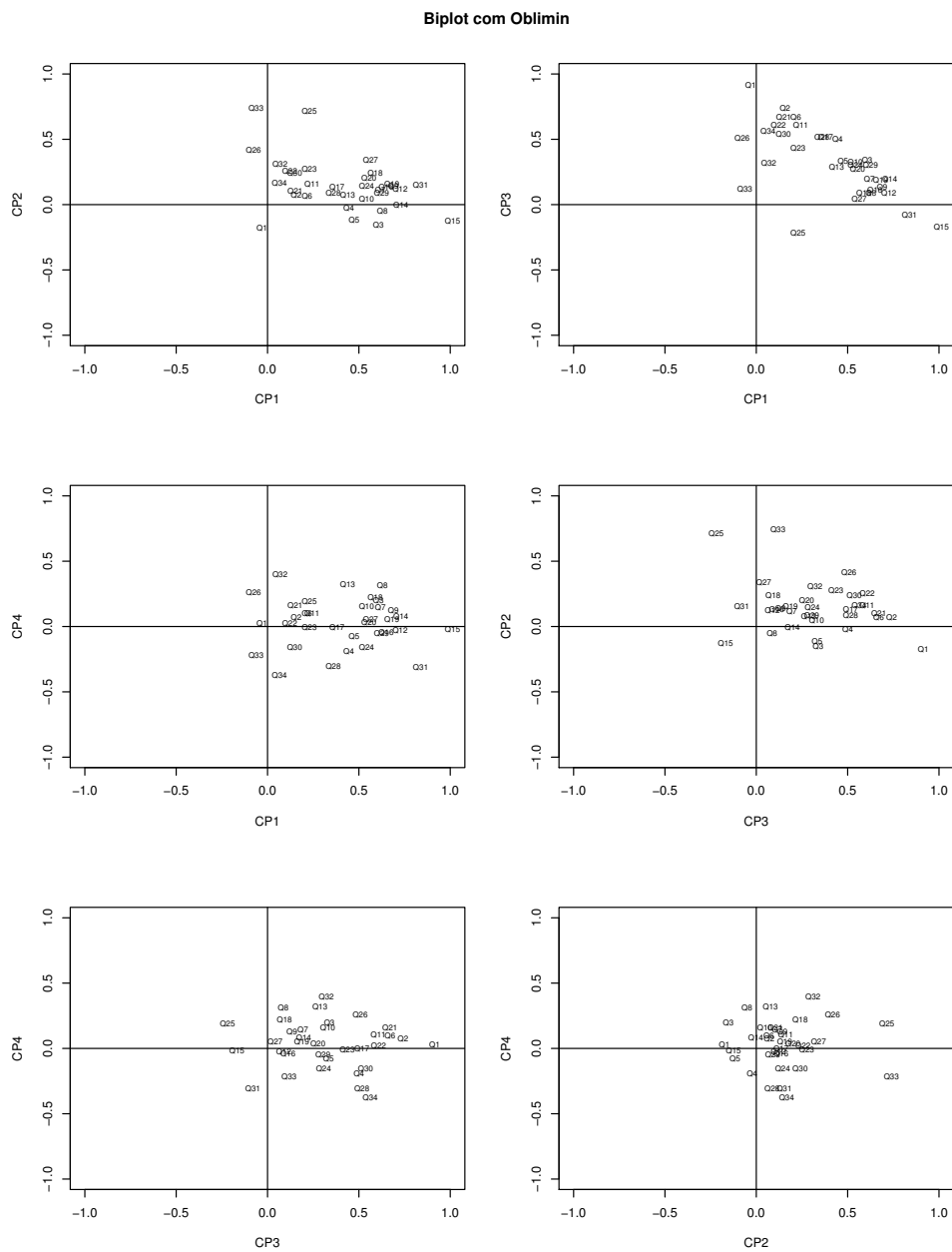


Figura 3.3: Biplot com Rotação

Assim, os fatores foram separados a partir das questões que mais se correlacionaram com cada um.

Questões presentes no Fator 1: insatisfação física.

Fator	Questões
Fator 1	3. Você acha que suas coxas, quadril ou nádegas são grandes demais para o restante de seu corpo?
	5. Você se preocupa com o fato de seu corpo não ser bem firme?
	7. Você já se sentiu tão mal a respeito do seu corpo que chegou a chorar?
	8. Você já evitou correr, pelo fato de que seu corpo poderia balançar?
	9. Estar com pessoas magras lhe deixa preocupado (a) em relação ao seu corpo?
	10. Você já se preocupou com suas coxas poderem espalhar-se ao você se sentar?
	12. Você repara o corpo de outras pessoas e, ao se comparar, sente-se em desvantagem?
	13. Pensar na sua forma física interfere em sua capacidade de se concentrar em outras atividades (como assistir TV, lê ou escutar uma conversa)?
	14. Estar nu (a), por exemplo, durante o banho, faz você se sentir gordo (a)?
	15. Você tem evitado usar roupas que o (a) fazem notar as formas do seu corpo?
	16. Você se imagina eliminando partes de seu corpo?
	18. Você já deixou de participar de eventos sociais, festas, por sentir-se mal em relação ao seu corpo?
	19. Você se sente excessivamente grande e arredondado (a)?
	20. Você já teve vergonha do seu corpo?
	24. Você se preocupa com a possibilidade de outras pessoas estarem vendo dobras na sua cintura ou estômago?
	27. Quando acompanhada, você fica preocupada em estar ocupando muito espaço (por exemplo, sentado num sofá ou no banco de um ônibus)?
	29. Ver seu reflexo (por exemplo, num espelho ou na vitrine de uma loja) faz você sentir-se mal em relação ao seu corpo?
	31. Você evita situações nas quais as pessoas possam ver seu corpo (por exemplo, vestiários ou banhos de piscina)?

Questões presentes no Fator 2: comparação a outras pessoas.

Fator	Questões
Fator 2	25. Você acha injusto que outras pessoas sejam mais magras do que você?
	33. Você tem consciência do seu corpo quando em companhia de outras pessoas?

Questões presentes no Fator 3: sentimento de estar fora dos padrões.

Fator	Questões
Fator 3	1. Sentir-se entediada faz você se preocupar com sua forma física?
	2. Você se preocupa tanto com sua forma física a ponto de achar que deve fazer dieta?
	4. Você tem sentido medo de ficar gordo (a) - ou mais gordo (a) do que está?
	6. Ao sentir-se satisfeito (a), como após uma grande refeição, você se acha gordo (a)?
	11. Você já se sentiu gorda mesmo ao comer uma pequena quantidade de alimento?
	17. Comer doces ou outros alimentos ricos em calorias faz você se sentir gordo (a)?
	21. A preocupação com seu corpo lhe leva a fazer dieta?
	22. Você se sente mais contente em relação ao seu corpo quando está de estômago vazio, como por exemplo pela manhã?
	23. Você acha que seu corpo atual decorre de uma falta de autocontrole?
	26. Você já vomitou para se sentir mais magro (a)?
	28. Você se preocupa com o fato de estarem surgindo dobrinhas em seu corpo?
	30. Você belisca áreas de seu corpo para ver o quanto há de gordura?
	34. A preocupação com seu corpo lhe faz sentir que deveria fazer exercícios?

Questões presentes no Fator 4: uso controverso de medicamentos.

Fator	Questões
Fator 4	32. Você toma laxantes para se sentir mais magro (a)?

A partir das questões mais relacionadas com cada fator o componente 1 pode ser visto como "insatisfação física", o componente 2 como a "comparação a outras pessoas", o componente 3 descreve o "sentimento de estar fora dos padrões estéticos" e o componente 4 refere-se ao "uso controverso de medicamentos".

4. CONCLUSÕES

Nesse trabalho, pode-se concluir que o uso de técnicas multivariadas como a análise de componentes principais pode ajudar na compreensão dos dados. Sendo possível identificar e agrupar as variáveis mais correlacionadas, o que permitiu a redução da dimensão do conjunto de dados em 30 variáveis, com pequena perda de informações. A partir de critérios de rotação, identificou-se comportamentos de checagem corporal em quatro tipos principais: a insatisfação física, sentimento de estar fora dos padrões, comparação a outras pessoas e o uso controverso de medicamentos.

Os resultados deste trabalho possibilitam a identificação de tipos de hábitos de checagem semelhantes e mais representativos em relação ao comportamento quanto à imagem corporal. Portanto, podem facilitar a compreensão dos comportamentos de checagem permitindo um tratamento mais efetivo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] AFIFI, A. A., CLARK, V. A. e MAY, S. J.: *Computer-Aided Multivariate Analysis*. Chapman & Hall/CRC, 4^a ed., 2003.
- [2] BARROSO, L. P. e ARTES, R.: *Análise Multivariada*, vol. 1. Lavras: Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria, 1^a ed., 2003.
- [3] CARROLL, J. B.: *Biquartimin Criterion for Rotation to Oblique Simple Structure in Factor Analysis*. American Association for the Advancement of Science, 126(3283):1114–1115, 1957. <http://science.sciencemag.org/content/126/3283/1114>.
- [4] CATTELL, R. B.: *The Scientific Use of Factor Analysis in Behavioral and Life Sciences*. Plenum Press, 1^a ed., 1978.
- [5] Clarkson, D. e Jennrich, R.: *Quartic Rotation Criteria and Algorithms*. Psychometrika, 53(2):251–259, 1988. <https://link.springer.com/article/10.1007/BF02294136>.
- [6] DILLON, W. R. and GOLDSTEIN, M.: *Multivariate Analysis: Methods and Applications*. John Wiley & Sons, 1^a ed., 1984.
- [7] FERREIRA, D. F.: *Estatística multivariada*. UFLA, 1^a ed., 2011.
- [8] FÁVERO, L. P. L., BELFIORE, P. P., SILVA, F. L. da e CHAN, B. L.: *Análise de Dados: Modelagem Multivariada para Tomada de Decisões*. Campus, 1^a ed., 2009.
- [9] GALTON, F.: *Co-relations and their measurement, chiefly from anthropometric data*. Proceedings of the Royal Society of London, 45(273-279):135–145, 1988. https://www.york.ac.uk/depts/maths/histstat/galton_corr.pdf.
- [10] GAMA, S.: *O que são transtornos alimentares?*, 2017. <http://super.abril.com.br/saude/o-que-sao-transtornos-alimentares/>, acesso em 17 de abril de 2017.
- [11] HAIR, J. F., ANDERSON, R. E., TATHAM, R. L. e BLACK, W. C.: *Análise multivariada de dados*, vol. 6. Bookman, 1^a ed., 2009.
- [12] HARMAN, H. H.: *Modern Factor Analysis*. University of Chicago Press, 1^a ed., 1976.
- [13] HOFMANN, R. J.: *Complexity And Simplicity As Objective Indices Descriptive Of Factor Solutions*. Multivariate Behavioral Research, 13(2):247–250, 1978. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr1302_9.

- [14] HOTELLING, H.: *Analysis of a complex of statistical variables into principal components*. Journal of Educational Psychology, 1(12):417–441 498–520, 1933. <https://babel.hathitrust.org/cgi/pt?id=wu.89097139406;view=1up;seq=4>.
- [15] JOHNSON, R. A. e WICHERN, D. W.: *Applied multivariate statistical analysis*. Prentice Hall Inc., 1ª ed., 1998.
- [16] KACHANI, A. T.: *Checagem do corpo em transtornos alimentares: relação entre comportamentos e cognições*. Tese de Doutorado, 2012.
- [17] KAISER, H. F.: *A second generation little jiffy*. Psychometrika, 35(4):401–415, 1970. <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/BF02291817.pdf>.
- [18] LEWIS-BECK, M. S. e BRYMAN A. and LIAO, T. F.: *The SAGE Encyclopedia of Social Science Research Methods*, vol. 1. UFMG, 1ª ed., 2004.
- [19] MINGOTI, S. A.: *Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada*. UFMG, 1ª ed., 2013.
- [20] PALAZZO, V. L.: *Histórico da anorexia*, 2016. <http://gatda.com.br/index.php/2016/03/05/historico-da-anorexia/>, acesso em 21 de abril de 2017.
- [21] PEARSON, K.: *On lines and planes of closest fit to systems of points in space*. Philosophical Magazine, 6(2):559–572, 1901. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/14786440109462720>.
- [22] PETTERSSON, E. e TURKHEIMER, E.: *Item selection, evaluation, and simple structure in personality data*. Journal of research in personality, 44(4):407–420, 2010. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2914336/>.
- [23] R Core Team: *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2017. <https://www.R-project.org/>.
- [24] SPEARMAN, C.: *General Intelligence, Objectively Determined and Measured*. The American Journal of Psychology, 15(2):201–292, 1904. https://www.jstor.org/stable/1412107?seq=1#page_scan_tab_contents.
- [25] THURSTONE, L. L.: *Multiple factor analysis: A development and expansion of vectors of the mind*. University of Chicago Press, 6ª ed., 1947.

A. QUESTIONÁRIO DE IMAGEM CORPORAL (BODY SHAPE QUESTIONNAIRE)

Responda as questões de acordo como você tem se sentido nas últimas QUATRO SEMANAS, em relação à sua aparência. Por favor, leia cada questão e faça um círculo apropriado. Use a legenda abaixo:

1. Nunca 2. Raramente 3. Às vezes 4. Frequentemente 5. Muito frequentemente 6. Sempre

1. Sentir-se entediado (a) faz você se preocupar com sua forma física?
2. Você se preocupa tanto com sua forma física a ponto de achar que deve fazer dieta?
3. Você acha que suas coxas, quadril ou nádegas são grandes demais para o restante de seu corpo?
4. Você tem sentido medo de ficar gordo (a) - ou mais gordo (a) do que está?
5. Você se preocupa com o fato de seu corpo não ser bem firme?
6. Ao sentir-se satisfeito (a), como após uma grande refeição, você se acha gordo (a)?
7. Você já se sentiu tão mal a respeito do seu corpo que chegou a chorar?
8. Você já evitou correr, pelo fato de que seu corpo poderia balançar?
9. Estar com pessoas magras lhe deixa preocupado (a) em relação ao seu corpo?
10. Você já se preocupou com suas coxas poderem espalhar-se ao você se sentar?
11. Você já se sentiu gorda mesmo ao comer uma pequena quantidade de alimento?
12. Você repara o corpo de outras pessoas e, ao se comparar, sente-se em desvantagem?
13. Pensar na sua forma física interfere em sua capacidade de se concentrar em outras atividades (como assistir TV, lê ou escutar uma conversa)?
14. Estar nu (a), por exemplo, durante o banho, faz você se sentir gordo (a)?
15. Você tem evitado usar roupas que o (a) fazem notar as formas do seu corpo?
16. Você se imagina eliminando partes de seu corpo?

17. Comer doces ou outros alimentos ricos em calorias faz você se sentir gordo (a)?
18. Você já deixou de participar de eventos sociais, festas, por sentir-se mal em relação ao seu corpo?
19. Você se sente excessivamente grande e arredondado (a)?
20. Você já teve vergonha do seu corpo?
21. A preocupação com seu corpo lhe leva a fazer dieta?
22. Você se sente mais contente em relação ao seu corpo quando está de estômago vazio, como por exemplo pela manhã?
23. Você acha que seu corpo atual decorre de uma falta de autocontrole?
24. Você se preocupa com a possibilidade de outras pessoas estarem vendo dobras na sua cintura ou estômago?
25. Você acha injusto que outras pessoas sejam mais magras do que você?
26. Você já vomitou para se sentir mais magro (a)?
27. Quando acompanhada, você fica preocupada em estar ocupando muito espaço (por exemplo, sentado num sofá ou no banco de um ônibus)?
28. Você se preocupa com o fato de estarem surgindo dobrinhas em seu corpo?
29. Ver seu reflexo (por exemplo, num espelho ou na vitrine de uma loja) faz você sentir-se mal em relação ao seu corpo?
30. Você belisca áreas de seu corpo para ver o quanto há de gordura?
31. Você evita situações nas quais as pessoas possam ver seu corpo (por exemplo, vestiários ou banhos de piscina)?
32. Você toma laxantes para se sentir mais magro (a)?
33. Você tem consciência do seu corpo quando em companhia de outras pessoas?
34. A preocupação com seu corpo lhe faz sentir que deveria fazer exercícios?

B. MATRIZ DE CORRELAÇÃO

No método gráfico, as correlações representadas pela cor azul aponta correlação positiva, caso existisse tons vermelhos, indicaria correlações negativas.

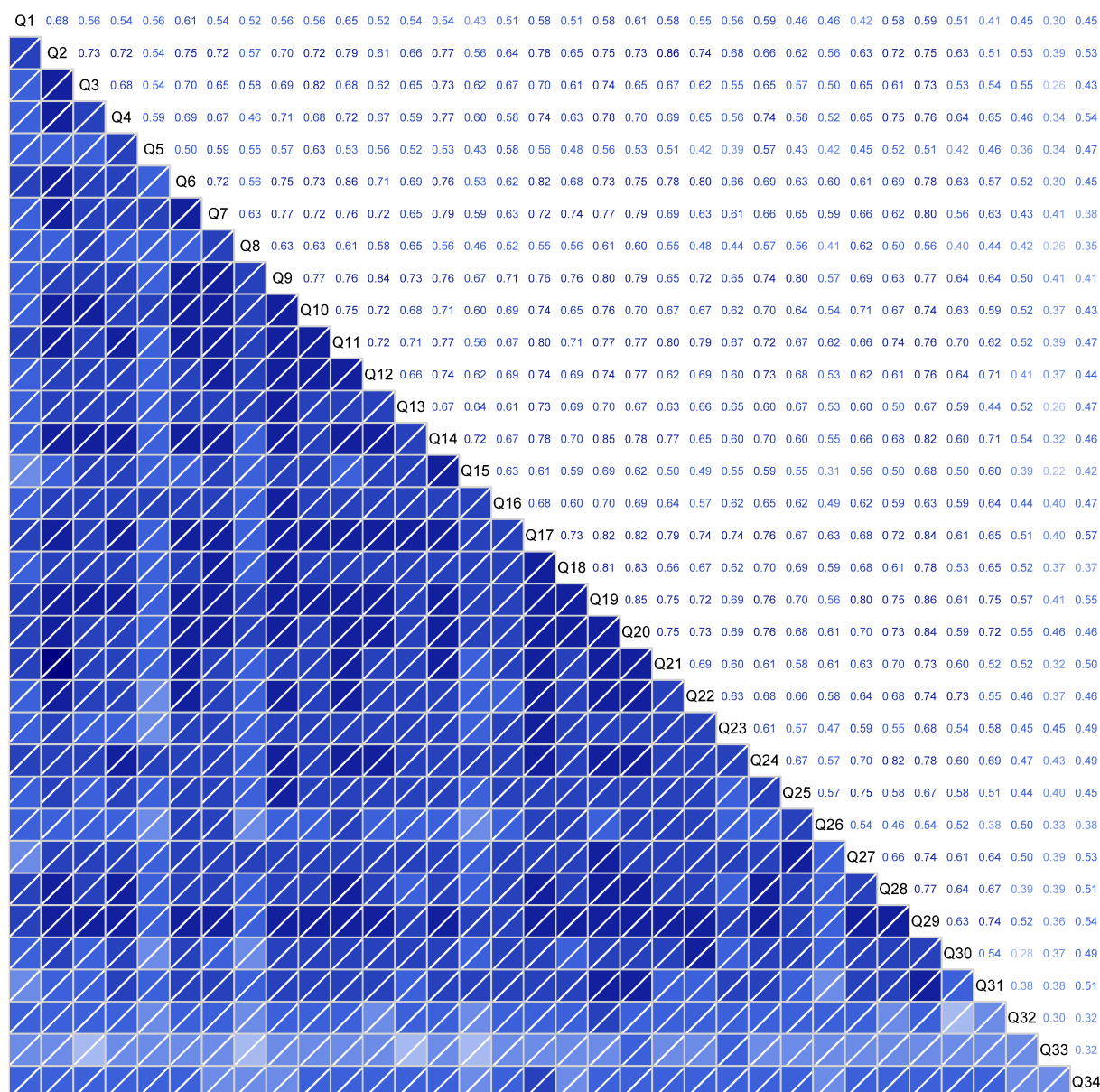


Figura B.1: Gráfico e matriz de correlações