

**Igor Sales do Nascimento**

**Análise Fatorial Exploratória Aplicada à  
Escala de Depressão em Idosos**

Niterói - RJ, Brasil

19 de Dezembro de 2017

**Igor Sales do Nascimento**

**Análise Fatorial Exploratória  
Aplicada à Escala de Depressão em  
Idosos**

**Trabalho de Conclusão de Curso**

Monografia apresentada para obtenção do grau de Bacharel em  
Estatística pela Universidade Federal Fluminense.

Orientador: Prof. Licínio Esmeraldo da Silva

Niterói - RJ, Brasil

19 de Dezembro de 2017

**Igor Sales do Nascimento**

**Análise Fatorial Exploratória Aplicada à  
Escala de Depressão em Idosos**

Monografia de Projeto Final de Graduação sob o título “*Análise Fatorial Exploratória Aplicada à Escala de Depressão em Idosos*”, defendida por Igor Sales do Nascimento e aprovada em 19 de Dezembro de 2017, na cidade de Niterói, no Estado do Rio de Janeiro, pela banca examinadora constituída pelos professores:

---

**Profa. Dra. Keila Mara Cassiano**  
Departamento de Estatística – UFF

---

**Psicóloga M.Sc. Jamaci de Almeida Machado Corrêa  
Lima**  
Universidade Federal Fluminense

---

**Prof. Dr. Licínio Esmeraldo da Silva**  
Departamento de Estatística – UFF

Niterói, 19 de Dezembro de 2017

N244 Nascimento, Igor Sales  
Análise fatorial exploratória à escala de depressão em idosos/ Igor  
Sales do Nascimento. – Niterói, RJ: [s.n.], 2017.  
98f

Orientador: Prof. Dr. Prof. Licínio Esmeraldo da Silva  
TCC ( Graduação de Bacharelado em Estatística) – Universidade  
Federal Fluminense, 2017.

1. Análise fatorial. 2. Depressão. 3. Dados binários. I. Título.

CDD 519.5

# Resumo

A presente monografia versa sobre uma entidade não observável de interesse da área de saúde: depressão em pessoas idosas com comprometimento cognitivo segundo a escala CDR. A depressão é entendida como um traço latente cuja mensuração depende de um instrumento de medida, usualmente denominado escala. As escalas, por serem instrumentos de medida de natureza indireta, necessitam ser analisadas por meio de técnicas próprias da psicometria. Com base em um protocolo já existente e consolidado (Escala Geriátrica de Depressão – GDS-15) aplicou-se os métodos de Análise Fatorial Exploratória-AFE (que trata das diversas variáveis que definem uma entidade observável com o objetivo de encontrar fatores subjacentes das relações entre as variáveis), com a finalidade de encontrar relacionamentos entre os sintomas depressivos que identifiquem ou reduzam a quantidade desses fatores. Desta forma, pode-se identificar fatores que mostram de forma mais adequada os sintomas depressivos, permitindo diagnosticar com mais precisão o estado depressivo dos idosos. Foi aplicada a técnica de AFE com base em dois coeficientes ( $r$  de Pearson e Tetracórico) de modo a observar com qual deles se obtém melhores resultados. Obteve-se resultados mais satisfatórios com a inserção do coeficiente tetracórico em todas as etapas da AFE. Entretanto, estudos similares a esta área não apontaram para uma ferramenta que auxiliasse na aplicação de um critério de adequação amostral utilizando essa correlação. O critério disponível na literatura é o Critério de Adequação de Kaiser-Meyer-Oiken (KMO). Esta monografia deve ser considerada a etapa inicial de futuros estudos para que seja criado e continuamente aprimorado, um instrumento de adequação amostral aplicado a uma correlação específica para dados categóricos. Palavras-chaves: Depressão, GDS-15, Análise Fatorial, Dados Binários, Correlação Tetracórica.

# Dedicatória

“Jamais desista dos seus sonhos. Sempre,  
acredite, lute, conquiste e o  
principal seja feliz”

# Agradecimentos

Primeiramente Agradeço a Deus que esteve comigo em todos os momentos dessa jornada, me dando força e determinação para seguir em frente.

Aos meus pais, Elizabeth e Edvaldo e minha irmã, Ingrid, por sempre me incentivarem a não desistir do meu sonho de se formar, fazendo o possível e o impossível para me proporcionar um excelente ensino com o grande objetivo de me torna um pessoa melhor. Aturaram meus mau humores, meus dramas e desesperos ao longo do projeto. Sou muito grato a vocês, obrigado por serem tão pacientes e amorosos.

Aos meus Amigos, Fernanda Tavares, Fernanda Pedrosa, Gilberto, Rapha, Tiago Bernades, Luciana, Bruno, Larissa, Igor Correia, Isabella Taison, Gabriel, Luana, Jardim Pontes e Evellyn que ao longo do curso me alegraram nos momentos difíceis e nas horas de estudo em grupo.

À minha amiga e namorada, Denise Oliveira, que esteve comigo em todos os momentos deste caminhada, sempre me apoiando.

Aos professores, Ludmilla, Jony, Hugo, Wilson, que estavam sempre disposto a tirarem dúvidas e ouvir meu dramas. E todos aqueles que contribuíram de alguma forma na minha formação.

Ao Licínio, por ser meu orientador, me ajudando e guiando no mundo obscuro da Multivariada. Sendo paciente me ajudando a entender minhas dúvidas e dificuldades.

À Keila e a Jamaci por aceitar participar da minha banca agregando valor ao TCC e na minha formação acadêmica.

Ao google tradutor, que ajudou muito nas traduções de artigos em inglês.

# Sumário

## Lista de Figuras

## Lista de Tabelas

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	p. 16
1.1	Tema do Estudo . . . . .	p. 16
1.2	Questão do Estudo . . . . .	p. 17
1.3	Delimitação do Problema . . . . .	p. 17
1.4	Finalidade do Estudo . . . . .	p. 18
1.5	Justificativa do Estudo . . . . .	p. 19
1.6	Hipótese . . . . .	p. 19
1.7	Estrutura da Monografia . . . . .	p. 19
<b>2</b>	<b>Objetivos</b>	p. 20
2.1	Objetivo Principal . . . . .	p. 20
2.2	Objetivos Específicos . . . . .	p. 20
<b>3</b>	<b>Metodologia</b>	p. 21
3.1	Fundamentação Teórica . . . . .	p. 21
3.1.1	Depressão . . . . .	p. 21
3.1.2	Escala de Depressão . . . . .	p. 22
3.1.3	Construtos e Métodos de Construtos . . . . .	p. 25
3.1.4	Análise Fatorial . . . . .	p. 26



3.1.5	Análise Fatorial Exploratória . . . . .	p. 27
3.1.6	Software . . . . .	p. 29
3.2	Materiais e Métodos . . . . .	p. 30
3.2.1	Amostra . . . . .	p. 30
3.2.2	Variáveis a Serem Estudadas . . . . .	p. 30
3.2.3	Análise Fatorial Exploratória . . . . .	p. 31
3.2.3.1	O Modelo . . . . .	p. 31
3.2.3.2	Formulação do Problema . . . . .	p. 34
3.2.3.3	Construção da Matriz de Correlação . . . . .	p. 34
3.2.3.4	Teste de Adequação da Amostra . . . . .	p. 35
3.2.3.5	Determinação do Método . . . . .	p. 37
3.2.3.6	Extração do Número de Fatores . . . . .	p. 39
3.2.3.7	Rotação de Fatores . . . . .	p. 41
3.2.3.8	Interpretação dos Fatores . . . . .	p. 43
3.2.4	Considerações Sobre Variáveis Binárias . . . . .	p. 44
<b>4</b>	<b>Resultados</b> . . . . .	p. 45
4.1	Análise Descritiva dos Dados . . . . .	p. 45
4.2	Análise Fatorial Exploratória na Amostra Total com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 48
4.2.1	Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15 . . . . .	p. 48
4.2.2	Teste de Adequação com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 49
4.2.2.1	Teste de Esfericidade de Bartlett com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 49
4.2.2.2	Critério de Adequação de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 50
4.2.3	Estimação das Comunalidades com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 50

4.2.4	Critérios de Extração de Fatores com Base na Correlação de Pearson	p. 51
4.2.5	Cargas fatoriais dos Itens nas Matrizes Rotacionada e não Rotacionada com Base na Correlação de Pearson	p. 52
4.3	Análise Fatorial Exploratória por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson	p. 54
4.3.1	Matriz de Correlação de Pearson por Grupo CDR	p. 54
4.3.2	Teste de Adequação por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson	p. 55
4.3.3	Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson	p. 56
4.3.4	Estimação das Comunalidades por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson	p. 56
4.3.5	Critérios de Extração de Fatores por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson	p. 57
4.3.6	Cargas fatoriais dos Itens nas Matrizes Rotacionadas e Não Rotacionadas por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson	p. 60
4.4	Análise Fatorial Exploratória para Amostra Total com Base na Correlação Tetracórica	p. 63
4.4.1	Matriz de Correlação Tetracórica dos Itens da GDS-15	p. 63
4.4.2	Teste de Adequação com Base na Correlação Tetracórica	p. 64
4.4.2.1	Teste de Esfericidade de Bartlett com Base na Correlação Tetracórica	p. 64
4.4.2.2	Critério de adequação de Kaiser-Meyer-Miller(KMO) com Base na Correlação Tetracórica	p. 64
4.4.3	Estimação das Comunalidades com Base na Correlação Tetracórica	p. 64
4.4.4	Critérios de Extração de Fatores com Base na Correlação Tetracórica	p. 65
4.4.5	Cargas fatoriais dos Itens nas Matrizes Rotacionadas e não Rotacionadas com Base na Correlação Tetracórica	p. 67

4.5	Análise Fatorial Exploratória por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 68
4.5.1	Matriz de correlações Tetracóricas por Grupo CDR . . . . .	p. 68
4.5.2	Teste de Adequação por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 70
4.5.2.1	Teste de Esfericidade de Bartlett por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 70
4.5.2.2	Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 71
4.5.3	Comunalidades por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 71
4.5.4	Crerérios para Extração de Fatores por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 72
4.5.5	Cargas fatoriais dos Itens da GDS-15 nas Matrizes Rotacionadas e não Rotacionadas por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 74
4.6	Discussão . . . . .	p. 77
4.7	Limitações do Método . . . . .	p. 91
<b>5</b>	<b>Conclusão</b>	p. 92
	<b>Referências</b>	p. 94
	<b>Anexo A – Escala de Depressão Geriátrica (GDS - 15)</b>	p. 98

# Lista de Figuras

1	Gráfico de Declive . . . . .	p. 40
2	Gráfico de cargas fatoriais . . . . .	p. 43
3	Frequência dos Sintomas Depressivos na Amostra Total . . . . .	p. 46
4	Frequência dos Sintomas Depressivos segundo os subgrupos da classificação CDR . . . . .	p. 48
5	Gráfico de Declive Total . . . . .	p. 52
6	Gráfico de Declive para cada Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 59
7	Gráfico de Declive para Amostra Total com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 66
8	Gráfico de Declive para cada Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 74

# Lista de Tabelas

1	Critérios de KMO - Pontos de corte . . . . .	p. 37
2	Distribuição de Frequência dos Sintomas Depressivos na Amostra Total	p. 45
3	Distribuição de Frequência dos Sintomas Depressivos segundo os subgrupos da classificação CDR . . . . .	p. 47
4	Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15 . . . . .	p. 49
5	Teste de Esfericidade de Bartlett com Base na Correlação de Pearson .	p. 49
6	Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) com Base na Correlação de Pearson	p. 50
7	Comunalidades com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 50
8	Total da Variância Explicada com Base na Correlação de Pearson . . .	p. 51
9	Matriz de componentes (Fatores) não Rotacionados com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 53
10	Matriz de componentes (Fatores) Rotacionados com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 53
11	Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15 - CDR 0,5 . . .	p. 54
12	Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15 - CDR 1 . . . .	p. 55
13	Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15 - CDR 2 . . . .	p. 55
14	Teste de Esfericidade de Bartlett por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 56
15	Critério de Kaiser Meyer-Olkin (KMO) por CDR com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 56
16	Comunalidades por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson .	p. 57
17	Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 58

18	Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 1 com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 58
19	Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 2 com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 59
20	Matriz de Componentes (Fatores) não Rotacionados do Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 60
21	Matrizes dos Componentes (Fatores) não Rotacionados dos Grupos CDR 1 e CDR 2 com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 61
22	Matriz de Componentes (Fatores) Rotacionados do Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 62
23	Matrizes dos Componentes (Fatores) Rotacionados dos Grupos CDR 1 e CDR2 com Base na Correlação de Pearson . . . . .	p. 62
24	Matriz de Correlação Tetracórica dos Itens da GDS-15 . . . . .	p. 63
25	Teste de Esfericidade de Bartlett com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 64
26	Critério de adequação de Kaiser-Meyer-Miller(KMO) com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 64
27	Estimação das Comunalidades com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 65
28	Total da Variância Explicada com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 66
29	Matriz de Componentes (Fatores) não Rotacionados com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 67
30	Matriz de Componentes (Fatores) Rotacionados com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 68
31	Matriz de Correlação Tetracórica dos Itens da GDS-15 - CDR 0.5 . . . . .	p. 69
32	Matriz de Correlação Tetracórica dos Itens da GDS-15 - CDR 1 . . . . .	p. 69
33	Matriz de Correlação Tetracórica de Itens da GDS-15 - CDR 2 . . . . .	p. 70
34	Teste de Esfericidade de Bartlett por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 70
35	Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 71

36	Comunalidades por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 71
37	Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 72
38	Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 1 com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 73
39	Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 2 com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 73
40	Matriz de Componentes (Fatores) não Rotacionados do Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 75
41	Matrizes dos Componentes (Fatores) não Rotacionados dos Grupos CDR 1 e CDR 2 com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 75
42	Matriz de Componentes (Fatores) Rotacionados do Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 76
43	Matrizes dos Componentes (Fatores) Rotacionados dos Grupos CDR 1 e CDR 2 com Base na Correlação Tetracórica . . . . .	p. 76
44	Ganhos da Utilização do Coeficiente Tetracórico em relação ao Coeficiente de Pearson nos segmentos da Amostra Total e Estratificada por Grupos CDR . . . . .	p. 77
45	Comparação dos Coeficientes de Correlação no Teste de Esfericidade de Bartlett . . . . .	p. 78
46	Comparação dos Coeficientes de Correlação no Critério de Adequação de Kaiser(KMO) . . . . .	p. 79
47	Comparação dos Coeficientes de Correlação na Extração das Comunalidades . . . . .	p. 80
48	Comparação dos Coeficientes de Correlação na Quantidade de Componentes (Fatores) Extraídos . . . . .	p. 81
49	Comparação dos Componentes (Fatores) da Amostra Global . . . . .	p. 82
50	Comparação dos Componentes (Fatores) do Grupo CDR 0,5 . . . . .	p. 82
51	Comparação dos Componentes (Fatores) do Grupo CDR 1 . . . . .	p. 83
52	Comparação dos Componentes (Fatores) do Grupo CDR 2 . . . . .	p. 83

53	Comparação das Comunalidades em Relação a Amostra Global . . . . .	p. 84
54	Comparação das Matrizes de Componentes (Fatores) Rotacionados . . . . .	p. 85
55	Extração de Fatores Usando a Correlação Tetracórica – Segmento CDR 0,5 . . . . .	p. 88
56	Extração de Fatores Usando a Correlação Tetracórica – Segmento CDR 1	p. 88
57	Extração de Fatores Usando a Correlação Tetracórica – Segmento CDR 2	p. 89
58	Interpretação dos Componentes por Grupo CDR . . . . .	p. 90



# 1 Introdução

## 1.1 Tema do Estudo

Atualmente as síndromes psicopatológicas com maior prevalência em idosos são os transtornos depressivos, que estão relacionados a diversos fatores biológicos e psicossociais, tais como: doenças físicas, perturbações de humor, entre outras (SHEIKH e YESAVAGE, 1986)[1].

Há várias escalas para rastrear, investigar e avaliar sintomas depressivos na população em geral. No segmento dos idosos, a escala mais indicada é a Escala Geriátrica de Depressão – GDS, que pode ser utilizada nos casos de envelhecimento senescente e de envelhecimento senil.

O instrumento GDS-15 possui um protocolo consolidado e validado, para uso no rastreamento da depressão em idosos (SHEIKH e YESAVAGE, 1986)[1], que inclui perguntas que buscam sinais e sintomas para a identificação do problema, de modo a orientar a possível intervenção com vistas à melhoria da qualidade de vida desses indivíduos.

A escala GDS-15 é constituída de 15 itens em escala dicotômica (sim e não) que buscam identificar sintomas de estado depressivo. Tais sintomas são entendidos como as facetas da depressão. O estado depressivo de uma pessoa idosa, avaliada pela GDS-15, é representado por um escore que é a soma dos pontos obtidos em cada pergunta. Ocorre que um mesmo valor de escore pode ser alcançado por itens diferentes, isto é, perfis diferentes apresentam a mesma medida final, o que impede a identificação da tipificação da depressão nesses idosos, assim como o estabelecimento de relações entre os sintomas. A necessidade de conhecer os fatores envolvidos no processo depressivo de uma pessoa e também as relações entre esses fatores exigem o emprego de métodos de análise para investigá-los e para agregá-los por meio desses relacionamentos, nominando-os de forma adequada. A partir da aplicação da escala à um conjunto considerável de pessoas idosas é possível solucionar o problema apresentado no parágrafo anterior com métodos estatísticos

específicos, dos quais o mais natural é utilizar técnicas da Análise Fatorial (MAROCO, 2003)[2].

Dessa forma, a presente monografia concentra-se no estudo dos fatores da depressão em idosos, através da aplicação do protocolo GDS-15, com a perspectiva de encontrar relacionamentos entre os sintomas depressivos que identifiquem ou reduzam a quantidade desses fatores. A técnica estatística mais indicada para a tarefa proposta, constitui a vertente da análise fatorial exploratória.

## 1.2 **Questão do Estudo**

A Escala de Depressão em Geriatria (GDS) vem sendo utilizada em diversos estudos e diferentes países, com índices de confiabilidade e validade considerados adequados (MONITORIO e IZAL, 1996)[3]. Existem versões que apresentam variações da versão original (com 30 itens) de Sheikh e Yesavage (1986)[1] contendo quantidades menores de itens: 15, 10, 7 e 4. Essas versões mostram que a GDS foi adaptada a condições e necessidades específicas com redução de tempo de aplicação (ALMEIDA e ALMEIDA, 1999)[4].

O problema apresentado no tema de estudo refere-se aos fatores da depressão em idosos, por meio da aplicação do protocolo GDS-15 de Sheikh e Yesavage, com intuito de encontrar relacionamentos entre os sintomas depressivos em idosos pela identificação de fatores latentes através das vertentes da análise fatorial. Essa técnica busca produzir uma pontuação, denominada *score*, que identifica respostas altamente correlacionadas. Este *score* é uma representação mais simples para um conjunto de variáveis do instrumento, identificando e reduzindo a informação delas constantes para um número menor de variáveis não observáveis (MAROCO, 2003)[2]. Dessa forma, através das relações latentes entre as variáveis pode-se identificar fatores da GDS que elucidem de forma mais adequada a depressão nos idosos.

## 1.3 **Delimitação do Problema**

O presente trabalho focalizou o estudo da depressão por meio do protocolo GDS-15, em um grupo de idosos atendidos no âmbito do Centro de Referência em Assistência à Saúde do Idoso (CRASI), do Hospital Universitário Antônio Pedro (HUAP) da Universidade Federal Fluminense (UFF), o qual tem a função de avaliar o desempenho cognitivo dos idosos, quando encaminhados por solicitação médica, de modo a confirmar hipóteses

diagnósticas de possível síndrome demencial.

O diagnóstico de demência é estabelecido pelo médico solicitante a partir de avaliação clínica, avaliação neuropsicológica e exames de imagem. “A demência (transtorno neurocognitivo maior) é uma síndrome clínica, que cursa com deterioração dos domínios cognitivos, alterações de comportamento e prejuízo funcional” (PESSOA et al, 2016) [5]. O termo atualmente é utilizado para pacientes idosos, uma vez que o DSM-5 da Associação Psiquiátrica Americana em 2013 passou a utilizar a terminologia “transtorno neurocognitivo maior” para pacientes em geral.

Em idosos costumam coexistir tanto a síndrome demencial quanto a depressão, trazendo dificuldade para o diagnóstico da demência. A depressão pode desencadear um processo demencial, assim como a demência pode desencadear um estado depressivo, da mesma forma que ambas podem estar se apresentar em simultâneo. Desse modo a identificação do estado depressivo é importante para a proposta de tratamento de modo que a demência possa ser avaliada na sua essência.

A demência tem desenvolvimento progressivo e seus níveis (ou estágios) são classificados desde um estado de leve até o estado grave. A identificação da gravidade segue a Escala Clínica de Demência (CDR, no acrônimo inglês de Clinical Dementia Rating) que escalona a progressão desde a situação de normalidade (inexistência de demência), indicado pelo código CDR 0, até a situação grave (CDR-3), passando por um estágio questionável no qual a demência ainda não se instalou porém o indivíduo apresenta um estado de risco de progressão para a demência que pode vir a se instalar ou não. A fase inicial da demência é o estado leve (CDR-1), que se segue pelo estado moderado (CDR-2). (MORRIS, 1992 [6]; HUGHES et al, 1982 [7])

O presente estudo busca também compreender as relações sintomáticas da depressão em cada um dos estágios CDR 0,5, CDR 1 e CDR2.

## 1.4 Finalidade do Estudo

Pretende-se identificar fatores latentes no instrumento idealizado por Sheikh e Yesavage (1986)[1] que permitam interpretar relações entre as dimensões dos aspectos depressivos, inclusive entre estes, com vistas à uma possível modificação ou redução do GDS-15, utilizando para tanto, técnicas estatística de Análise Fatorial.

## 1.5 Justificativa do Estudo

O conhecimento de especificidades relacionais dos sintomas depressivos incluídos na GDS-15 pode permitir diagnosticar com mais precisão o estado depressivo dos idosos, com possibilidade de propiciar meios para o alcance de melhor qualidade de vida e autonomia, beneficiando diretamente os idosos.

Por outro lado, tais conhecimentos beneficiariam as equipes neuropsicológicas na identificação de sintomas mais refinados que permitiriam a elas estabelecerem condutas terapêuticas mais adequadas a cada situação em particular, inclusive de orientação aos familiares dos idosos nos atos de cuidados desses idosos.

Além dos benefícios da precisão diagnóstica, as equipes poderão gerenciar o tempo de aplicação do instrumento com mais flexibilidade.

## 1.6 Hipótese

A hipótese, cuja validação busca-se atingir pela aplicação da técnica estatística análise fatorial sobre o protocolo GDS-15, pauta-se no fato de que os fatores latentes extraídos são capazes de resumir informações para que se alcance melhor precisão diagnóstica da depressão em idosos.

## 1.7 Estrutura da Monografia

A presente Monografia apresenta as informações básicas para caracterização do objeto de estudo (depressão em idosos) no contexto deste capítulo introdutório. A apresentação dos objetivos a serem alcançados encontra-se no Capítulo 2, seguido do terceiro capítulo para incluir a fundamentação teórica e os métodos para o atingimento dos objetivos.

No quarto Capítulo apresenta-se a análise dos dados e os resultados divididos em três partes: Análise Descritiva; Etapas da AFE empregando a matriz de Correlação de Pearson (amostra total e estratificada por grupo CDR); e Aplicação da Análise Fatorial Exploratória utilizando a matriz de Correlação Tetracórica (amostra total e estratificada por grupo CDR). O capítulo se encerra com discussões sobre os dois coeficientes utilizados e sobre as limitações encontradas.

O Capítulo 5 conclui a monografia, ao qual seguem-se as referências bibliográficas.

## 2 Objetivos

### 2.1 Objetivo Principal

Aplicar a técnica da Análise Fatorial Exploratória ao estudo da depressão no envelhecimento.

### 2.2 Objetivos Específicos

1. (a) Identificar fatores latentes da depressão em idosos pela análise dos sintomas depressivos da Escala Geriátrica de Depressão de Sheikh Yesavage de quinze itens (GDS-15);  
(b) Avaliar a aplicação da Análise Fatorial na compreensão de extratos da amostra no aspecto referente à classificação dos idosos na Escala Clínica de Demência (CDR);  
(c) Avaliar a eficácia dos coeficientes Tetracórico e de Pearson na Análise Fatorial de dados dicotômicos.

## 3 Metodologia

### 3.1 Fundamentação Teórica

#### 3.1.1 Depressão

A depressão é um distúrbio afetivo ou um transtorno mental na área de humor ou afeto, caracterizado por uma tristeza intensa, podendo ser características de um indivíduo em qualquer fase da vida. O termo designado depressão é utilizado desde de 1860. Em muitos dicionários a definição de um indivíduo que sofre de uma doença e tem diminuição do ânimo denomina-se depressivo. No final do século XX, a depressão denominou-se como um sinônimo de melancolia (BERRIOS, 1988)[8].

Nos últimos anos, a população de idosos vem crescendo e, segundo informação da página do IBGE na Internet, o censo de 2010 indicou um aumento de 3,4% desse segmento populacional em relação ao censo anterior.

No envelhecimento, a depressão tem sido constatada como uma das doenças de mais alta prevalência no público idoso. Djernes (2006) assinala que as principais causas da depressão nesses indivíduos ainda são pouco conhecidas. Dentre os principais fatores conhecidos que desencadeiam a depressão, encontram-se, fatores biológicos (fragilidade decorrente de problemas de saúde crônica), psicológicos (perda de interesse em atividades sociais, mudanças de papéis, rotina de vida) e psicossociais (solidão, medo, perda de um ente querido), dentre outros (DJERNES JK,2006)[9].

Vale ressaltar que os sintomas depressivos são responsáveis na maioria das vezes por agravamento de quadros patológicos preexistentes e pela perda de autonomia de indivíduos idosos (RODRIGUES et al, 2008)[10]. Além disso, a depressão costuma se apresentar associada ao risco de morbidade e mortalidade, o que acarreta aumento da utilização de serviços de saúde, negligência no auto cuidado, redução da adesão de regimes terapêuticos e risco de suicídio. Este último, segundo alguns especialistas, alcança a cifra correspondente a 15% dos casos (CARVALHO e FERNANDEZ, 1996)[11].

A literatura científica e a prática mostram que os idosos, em função da idade, em geral, são os indivíduos que mais utilizam os serviços públicos de saúde, devido às doenças (inclusive a depressão), associadas ao envelhecimento e suas consequências. Com isso o uso de muitos medicamentos frequentemente e a presença de comorbidades, faz com que o diagnóstico e o tratamento dos sintomas se tornem mais difíceis (RODRIGUES et al, 2008)[10].

A depressão, apesar da sua magnitude, é de difícil mensuração, pois a interpretação das diferentes culturas e sentimentos de diversas formas em torno da saúde mental do indivíduo é muito complexa, ocasionado nesses indivíduos a perda de apoio social e acessos de saúde disponíveis desses idosos (PARADELA et al, 2005)[12].

No Brasil, a prevalência de depressão entre os idosos varia de 4,7 a 36,8% , dependendo do instrumento empregado dos pontos de cortes utilizados (DJERNES, 2006)[9]. Portanto, faz-se de extrema importância pesquisá-la sistematicamente entre os idosos. Um dos protocolos que podem ser úteis para avaliar sintomas depressivos em idosos é a Escala de Depressão Geriátrica (GDS, do acrônimo em língua inglesa), validada no Brasil por Almeida e Almeida (1999)[4].

### **3.1.2 Escala de Depressão**

As escalas de verificação dos sintomas depressivos servem como um instrumento necessário e desejado ao processo de investigação da depressão em idosos, pois têm importância tanto nas diversas fases do diagnóstico no paciente, quanto no acompanhamento da eficácia das diversas modalidades terapêuticas e na mensuração mais objetiva das operações terapêuticas instituídas para o determinado idoso (GORDILHO, 2002)[13].

Os diversos instrumentos que avaliam os sintomas depressivos, podem ter características dessemelhantes, variando na porcentagem de itens presentes nas principais categorias de avaliação e na maneira com que mensuram, como por exemplo, escalas do tipo GDS - 15, Hamilton(1960)[14], dentre outras.

Segundo Klein, Dougherty e Olini (2005)[15], o processo de observação psicológica não se restringe em apenas interpretar os resultados isolados dos instrumentos, mas também faz-se identificar o tipo de escala adequada e específica, ou seja, alerta para a necessidade do cuidado e discernimento na seleção dos instrumentos.

Segundo Gilbody et al. (2008)[16], as escalas de rastreamento da depressão são simples. Dependendo da escala empregada, o tempo de sua aplicação será mais curto, faci-

litando a adequação da intervenção no idoso. A redução no tempo de aplicação é uma característica importante no diagnóstico, particularmente no serviço público, uma vez que, a depressão é a doença psicopatológica mais comum (SMELTZER e BARE, 2005)[17].

Desta forma, essas escalas ajudam na avaliação dos sintomas e na elaboração do diagnóstico, além de auxiliarem no acompanhamento do idoso e na avaliação do resultado do tratamento. Podemos contar inúmeras escalas que são utilizadas para a avaliação dos sintomas depressivos, dentre as escalas mais utilizadas destacam-se:

- Escala de Avaliação de Depressão de Hamilton (HAMILTON, 1960) [14]

A Escala de Avaliação de Depressão de Hamilton (HAM-D), criada por Max Hamilton, foi construída na década de 1960 com a finalidade de ser empregada em indivíduos previamente diagnosticados com distúrbio depressivo (GALLUCCINETTO et al, 2001)[18]. Tem por objetivo, em função da organização e da escolha de seus itens, “identificar a gravidade dos sintomas depressivos, e não sua existência” (TIER et al, 2007)[19]. A escala original de origem inglesa é composta por 21 itens, embora existam outras com quantidades mais reduzidas de itens.

Na literatura não se encontram pontos de corte determinados por Hamilton, aceitando-se na prática que se um indivíduo alcançar escores (soma das questões depressivas) acima de 25 pontos ele é considerado gravemente deprimido, entre 18 e 24 pontos, moderadamente deprimido e de 7 e 17 pontos, levemente deprimido (MORENO e MORENO, 1998)[20].

- Escala de Depressão Abreviada de Zung

A Escala de Depressão Abreviada de Zung (1965, 1972)[21], surgiu nos Estados Unidos e foi desenvolvida por William W.D.Zung e seus colaboradores. Sua construção deu ênfase a critérios e diagnósticos mais trivialmente utilizados na caracterização dos transtornos depressivos. Tal escala impulsionou a “melhora da qualidade dos diagnósticos, como também maior fidedignidade no acompanhamento clínico dos idosos com suspeita de depressão” (TIER et al, 2007)[19].

Os 20 itens dessa escala são constituídos por quatro categorias de resposta, com valores numéricos de 1 à 4, interpretados como: poucas vezes, algumas vezes, bastante vezes, quase sempre. A variação possível dos escores é de 20 à 80 pontos. Os escores acima de 70 pontos classificam indivíduos com quadro depressivo instalado (CORRÊA, 1996)[22].



- Inventário de Depressão de Beck (BDI) (BECK et al., 1988) [23]

O Inventário de Depressão de Beck (BDI) desenvolvido em 1988, e revisto em 1996, compõe-se de 21 itens constituídos de declarações sobre sintomas depressivos, ordenados de acordo com a tonicidade, cuja as alternativas de resposta pertence a uma escala ordinal de 4 pontos, codificados de 0 à 3, fornecendo escores totais variando de 0 à 63 pontos (GOMES-OLIVEIRA et al, 2012)[24].

A avaliação global do BDI é realizada por meio da soma dos valores numéricos ao lado das perguntas, conferidos aos itens marcados pelos respondentes. “ Uma soma de 0-9 é considerada Normal; 10-15 sugere a existência de uma Depressão Leve; 16-23, uma Depressão Moderada; e 24 ou mais pontos, Depressão Severa” (TIER et al, 2007)[19].

- Escala de Depressão Geriátrica de Sheikh e Yesavage (Sheikh e Yesavage, 1986)[1]

A Escala de Depressão Geriátrica de Yesavage (GDS) descrita em língua inglesa por Yesavage, é um protocolo criado e concebido especialmente para a população idosa levando em conta as características de depressão dessa faixa etária. Esse instrumento focaliza a identificação de sintomas e facilita o diagnóstico da depressão (SHEIKH e YESAVAGE, 1986)[1].

A escala original é composta de 30 itens, posteriormente reduzida para 15 itens, consolidada e validada internacionalmente para uso no rastreamento da depressão em idosos, amplamente utilizada na avaliação neuropsicológica global. Vale ressaltar que atualmente existem protocolos mais reduzidos com 10, 9 e até mesmo 4 itens (MONOTÓRIO, IZAL, 1986)[3].

Trata-se de uma escala com perguntas dicotômicas onde os indivíduos entrevistados assinalam a presença ou a ausência de depressão (sim ou não). Suas perguntas são relacionadas com mudança de humor e sentimentos como desesperança, aborrecimento e desamparo, dentre outros sintomas que caracterizam a presença da depressão (BATISTONI, NERI e CUPERTINO, 2007)[25]. O ponto de corte da escala GDS original com 30 itens foi avaliado por Brink et al (1982) [26] em 10/11 pontos, significando que para uma pontuação de 0 à 10, o sujeito é considerado normal (sem depressão), e que de 11 ou mais pontos a indicação de possível estado depressivo (SHEIKH e YESAVAGE, 1986)[1]. A versão de 15 itens classificam os sujeitos como normais(sem depressão) quando a pontuação varia de 0 à 4 pontos, em depressão leve de 5 à 9 pontos, em depressão moderada de 10 à 14 pontos e depressão grave com 15 pontos.

### 3.1.3 Construtos e Métodos de Construtos

Os elementos concretamente observáveis são mensuráveis diretamente (comprimento, por exemplo). Outros concretamente observados só são possíveis de serem mensuradas por medida derivada, isto é, por um modelo teórico (aceleração, por exemplo). Além desses existem elementos não observáveis diretamente, cuja concepção teórica denomina-se de construto, e só são possíveis de serem mensuradas indiretamente, via comportamentos observados. “Um construto é, assim, uma variável abstrata concebida, construída ou definida no plano mental e estudadas pelas manifestações concretas que lhe atribuímos. As variáveis indiretamente observáveis ou construtos necessitam, no entanto, de uma conceituação que lhes dê operacionalidade, isto é, elas exigem uma definição que, ao mesmo tempo que as descreva, vincule-as a algo observável” (SOUZA e PEÑALOZA, 2005)[27].

Na literatura as variáveis não observáveis diretamente são chamadas de variáveis latentes, de traços latentes ou ainda de fatores, bastante utilizadas na psicologia e sociologia. Segundo Pasquali (1996)[28], a mensuração de uma variável latente é realizada através de manifestações medidas diretamente e indicadas pela definição operacional da mesma variável latente, ou seja, tais variáveis são denominadas testes por sociólogos e psicometristas e demonstram aspectos parciais ou inúmeras faces que constitui o determinado construto em um exame. Por esse motivo, pode-se concluir que o construto é capaz de ser medido de várias maneiras e diferentes possibilidades, como por exemplo instrumentos denominados protocolos ou testes, constituídos de conjuntos de itens que procuram captar as características que determinam, segundo um modelo teórico, os comportamentos dos indivíduos naqueles aspectos tratados nos itens.

De acordo com Souza e Peñaloza (2005)[27], antes da determinação do método de construto, duas questões são cruciais para um bom trabalho: a validade e a confiabilidade do instrumento ou protocolo de mensuração. De fato, quando se confronta esses dois embasamentos deve-se ter consciência de que um protocolo de mensuração pode ser preciso e confiável em seus resultados, como também pode ser pouco válido em suas medidas. Por isso, a importância da confiabilidade e validade de um instrumento na mensuração do construto.

Alguns exemplos gerais de construtos são: ansiedade, personalidade, sentimento, depressão, medo e inteligência. Tais definições são usadas na linguagem comum, mas para se tornarem um construto científico necessitam de uma noção limpa e objetiva e de um embasamento empírico (ASENDOR e NEYER, 2012)[29].

### 3.1.4 Análise Fatorial

A Estatística Multivariada consiste em um conjunto de técnicas aplicadas em situações cuja as variáveis são calculadas conjuntamente em cada componente amostral (MINGOTI, 2007)[30]. 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.

Dentre essas técnicas destaca-se a Análise Fatorial que foi desenvolvida no século XX, a partir das ideias e projetos de Charles Spearman (MAROCO, 2003)[2]. Spearman testou a hipótese de que as intercorrelações existentes nas análises entre diferentes testes psicológicos seriam capazes de explicitar as relações de um fator geral de inteligência com um fator específico referente aos teste, modelo que denominou-se de teoria dos “dois fatores” (MAROCO, 2003)[2]. De acordo com Kaplunovsky (2007)[31] além de Spearman, outras contribuições relevantes para a implementação da análise fatorial foram feitas por Thurstone(1935)[32] ao desenvolver a ideia de análise fatorial múltipla e por Hotelling ao propor o método de componentes principais (FIGUEREDO FILHO e SILVA JUNIOR, 2010)[33].

A principal função das diversas técnicas da análise fatorial é reduzir um conjunto de variáveis observadas, a número menor de fatores. Esses fatores apresentam as dimensões (construtos) que resumem um conjunto de dados observados (HAIR et al, 2005)[34].

De acordo com Corrar et al (2011)[35], a literatura dispõe de duas vertentes da análise fatorial: a análise fatorial exploratória e a análise fatorial confirmatória. A análise fatorial exploratória (AFE), busca identificar uma estrutura subjacente de uma matriz de dados e determina o número de variáveis latentes. A análise fatorial confirmatória é empregada para testar hipóteses, ou seja, verificar se um modelo fatorial pré especificado (modelo hipotetizado a priori), é aplicável ou coerente com os dados amostrais de que se dispõe (MINGOTI, 2007)[30].

Os problemas mais comuns são a retenção de um número maior de fatores do que o adequado e a subestimação de fatores para um determinado conjunto de variáveis. Esses problemas podem acarretar em perda significativa de informação gerando um inadequado poder explicativo (FRANKLIN et al., 1995)[36].

### 3.1.5 **Análise Fatorial Exploratória**

O termo exploratório surgiu em 1970 com a finalidade de distinguir a análise fatorial exploratória da análise fatorial confirmatória, esse termo quer dizer que a priori, não temos certeza da natureza fatorial (JORESLOG, 2003)[37].

A análise fatorial exploratória (AFE) é um dos procedimentos estatísticos mais utilizados no desenvolvimento, na avaliação e no refinamento de instrumentos psicológicos (FLOYD e WIDMAN, 1995)[38]. A AFE pode ser conduzida quando o investigador não possui uma teoria prévia ou evidências empíricas significativas que expressem os itens de um determinado instrumento (BROWN, 2006)[39].

Segundo Fabrigar (1999)[40] a análise fatorial exploratória é uma ferramenta que realiza procedimentos para identificar um determinado número de fatores e discernir um padrão das cargas fatoriais. 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 busca de estruturas em determinado grupo de dados (HAIR et al., 2005)[34].

É necessário ressaltar que AFE é uma técnica diferente de Análise de Componentes Principais, mas que no ramo da psicologia, a utilização de ambas costuma ser feita indiscriminadamente (WIDMAN, 2007)[41]. Tais técnicas consistem ambas na redução de um conjunto de variáveis a um menor número de elementos.

Durante a aplicação da AFE, inúmeras decisões são tomadas a fim de que se obtenha uma estrutura fatorial adequada. Uma vez que os resultados obtidos na AFE dependem, em grande parte, de decisões tomadas pelo investigador, a produção de resultados errôneos e não confiáveis é bem elevada. Assim, todas as decisões estipuladas durante a aplicação da AFE são baseadas em critérios teóricos e metodológicos, visando a obtenção de um modelo fatorial adequado.

A aplicação da análise fatorial consiste em oito etapas. Na primeira busca-se avaliar o problema, identificar as variáveis a serem analisadas, medir de forma adequada essas variáveis em uma escala intervalar ou de razão e utilizar um tamanho de amostra adequado. Recomenda-se em geral, pelo menos um tamanho de quatro a cinco vezes mais observações do que variáveis (MALHOTRA, 2006)[42].

Em seguida cria-se uma matriz de correlação das variáveis selecionadas, o procedimento analítico se baseia na matriz. Vale lembrar que segundo (MALHOTRA, 2006)[42], para que AF seja apropriada, as variáveis devem ser correlacionadas. Para isto, a lite-

ratura nos fornece dois métodos formais para testar a conveniência do modelo fatorial. São eles o critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o Teste de Esfericidade de Bartlett (DZUBAN & SHIRKEY, 1974)[43].

O KMO, também conhecido como índice de adequabilidade, é um teste estatístico que sugere que a proporção da variância do item pode ser explicada por uma variável latente (LORENZO-SEVA et al, 2011)[44]. Seu cálculo é feito pelo quadrado das correlações totais dividido pelo quadrado das correlações parciais das variáveis analisadas (MAROCO, 2003)[2]. Seu valor varia entre 0 e 1. Segundo Pasquali(1999)[45] a análise fatorial será inapropriada quando os valores do KMO forem iguais ou próximos de zero. Como regra para a interpretação dos índices de KMO, valores menores que 0,5 são inaceitáveis; valores entre 0,5 e 0,7 são considerados medíocres; valores entre 0,7 e 0,8 são bons; valores maiores que 0,8 e 0,9 são considerados ótimos e acima disso excelentes (MAROCO, 2003)[2]. Hair et al (2006)[46] sugerem 0,50 como um patamar aceitável.

O Teste de Esfericidade de Bartlett avalia em que medida a matriz de covariância é similar a uma matriz identidade. Segundo Hair et al. (2005) [34], esse teste avalia a significância de todas as correlações em uma matriz de dados. Os valores do teste de Bartlett com níveis de significância  $\alpha = 0,05$ , indica que a matriz é fatorável (TABACHINICK e FIDELL, 2007) [47], quando rejeita-se a hipótese de que a matriz de covariância seja semelhante à matriz identidade.

Vale ressaltar que em geral, ambos os testes tendem a ser uniformes, aceitando ou rejeitando a possibilidade de fatoração (DZUBAN & SHIRKEY, 1974) [43]. Após a adequabilidade dos dados ser satisfeita, determina-se o método a ser utilizado para a extração dos fatores. Encontra-se na literatura a citação de diversos procedimentos: Análise de Componentes Principais, Método dos Fatores Principais, Método da Máxima Verossimilhança, Método dos Mínimos Quadrados. (MINGOTI, 2007) [30]

Após a determinação do método observa-se as comunalidades de cada variável, que são quantidades que representam a proporção da variância explicada pelos fatores comuns. Segundo Hair et al. (2005) [34] utiliza-se esse índice para eliminar variáveis que pouco contribuem para a análise. O critério de exclusão são variáveis que apresentam valores de comunalidades inferiores a 0,5. Nessa monografia, por se tratar de uma escala já reduzida, optou-se pela não retirada de nenhuma variável do estudo.

Em seguida parte-se para a identificação da quantidade de fatores a ser extraído. Diversos critérios foram desenvolvidos para a retenção fatorial. No primeiro, Determinação a Priori, o pesquisador já deve ter um certo conhecimento prévio de quantos fatores devem

extrair. O segundo critério de Determinação com base em autovalores, propõe uma avaliação rápida e simples baseada em autovalores maiores que 1 (MALHOTRA, 2006)[42], que pode ser apoiada pelo critério de determinação gráfica através do gráfico Scree plot, também denominado teste de CATTEL (1966)[48], no qual apresenta-se os autovalores ordenados em ordem decrescente (eixo vertical) versus o número de fatores pela ordem de extração (eixo horizontal), com o objetivo de encontrar o ponto de inflexão para a tendência descendente linear (REISER et al, 2000)[49]. Outro método consiste na determinação com base na porcentagem da variância que, segundo a literatura, os fatores são determinados através da porção acumulada da variância explicada. De acordo com (MALHOTRA, 2006)[42], é recomendável que os  $p$  fatores extraídos expliquem cumulativamente no mínimo 60% da variância.

Desta forma, escolhido o número de fatores a extrair avança-se para o emprego da rotação dos eixos. O objetivo da rotação é de facilitar a interpretação dos fatores, visto que muitas vezes as variáveis analisadas apresentam cargas fatoriais elevadas em mais de um fator. Segundo Abdi(2003)[50] a rotação de fatores tem como objetivo encontrar uma solução mais simples e interpretável, na qual cada variável apresente carga fatorial elevada em poucos fatores ou só em somente um. As rotações fatoriais podem ser de duas ordens : ortogonais ou oblíquas. As rotações ortogonais assumem que os fatores extraídos são independentes um dos outros. As rotações oblíquas permitem que os fatores sejam correlacionados entre si. Os tipos de rotação ortogonais existente na literatura são: rotação Quartimax, a Varimax e Equimax. O método de rotação “Varimax” é o mais comumente utilizado no ramo da psicologia (TABACHINICK & FIDELL, 2007)[47]. Dentre os tipos de rotação oblíqua destacam-se entre outros os métodos Quartimim, Promax.

Por último a interpretação dos fatores, umas das etapas mais importantes, onde consiste em nomear os Componentes (Fatores), de maneira que melhor explique o conjunto de variáveis incluídas no determinado fator. Segundo Hair et al. (2006) [46] não existe um processo ou orientação para interpretar os componentes, recomenda-se que o pesquisador com uma base conceitual, faça repetidamente julgamentos subjetivos até encontra uma interpretação que represente de forma satisfatória o conjunto de itens.

### **3.1.6 Software**

Segundo Shokrarian (2009)[51], “Método Computacional pode ser definido como a disciplina onde estudamos ferramentas, métodos e algoritmos numéricos para a resolução de problemas nas diversas áreas das ciências exatas.” Nós dias de hoje, os softwares

estatísticos são de grande importância pela sua eficácia e facilidade no tratamento de grandes conjuntos de dados. Em outras palavras, os pesquisadores recorrem aos programas de computador por ser um meio próprio para facilitar a interpretação dos resultados, fazendo com que o pesquisador não precise desenvolver cálculos extensos, mais sim, saber como utilizar, e principalmente, como interpretar os resultados obtidos.

A utilização da análise fatorial na prática da pesquisa é feita essencialmente com o uso de computadores e programas de análises especiais, pois a complexidade das formulações e teorizações existentes na análise fatorial são extensas, fazendo com que o uso dos softwares seja indispensável.

A literatura dispõe de alguns programas para a implementação da análise fatorial. Dentre tais se destacam: SPSS para a aplicação da análise fatorial com Base na Correlação de Pearson e o R que foi utilizado para a aplicação do método de AFE com Base no Coeficiente Tetracórico . Vale ressaltar que embora trabalhe-se com programas diferentes, existe uma similaridade entre eles. De modo que, ao se saber interpretar bem os resultados de um software, não se terá problemas ao se interpretar resultados de outro.

## **3.2 Materiais e Métodos**

### **3.2.1 Amostra**

Os dados a serem estudados neste projeto referem-se aos registros de investigação de sintomas depressivos dos idosos realizados nos atendimentos neuropsicológicos nas Clínicas de Serviço de Neuropsicologia do Centro de Referência em Assistência à Saúde do Idoso (CRASI) do Hospital Universitário Antônio Pedro nos anos de 2012 à 2016.

A amostra global é composta por  $n = 149$  indivíduos idosos, acrescentando a classificação CDR, que é estratificada por grupos: CDR 0,5 com  $n = 54$  indivíduos, a CDR 1  $n = 55$  e a CDR 2 constituída por  $n = 40$  pessoas idosas.

### **3.2.2 Variáveis a Serem Estudadas**

Serão analisadas as variáveis da Escala Geriátrica de Depressão (GDS-15) de Sheikh e Yesavage (1986)(Ver “ANEXO A”), acrescido da classificação na Escala Clínica de Demência (CDR) (MORRIS, 1993)[6].

### 3.2.3 Análise Fatorial Exploratória

#### 3.2.3.1 O Modelo

Matematicamente, a análise fatorial possui similaridade com a análise de regressão múltipla, pelo fato de que cada variável pode ser apresentada como uma combinação linear dos fatores. O modelo de análise fatorial supõe que cada variável  $X_j$ , ( $j = 1, \dots, p$ ) é linearmente dependente de variáveis aleatórias não observáveis e fator específico ( $\eta$ ),  $f_1, f_2, \dots, f_m$  denominadas fatores comuns, onde ( $m < p$ ). Considerando  $x_1, x_2, \dots, x_p$ ,  $p$  variáveis originais resumidas a partir de  $m$  fatores, o modelo fatorial pode ser escrito da forma:

$$\begin{aligned}
 x_1 &= \mu_1 + \lambda_{11}f_1 + \lambda_{12}f_2 + \dots + \lambda_{1m}f_m + \eta_1 \\
 x_2 &= \mu_2 + \lambda_{21}f_1 + \lambda_{22}f_2 + \dots + \lambda_{2m}f_m + \eta_2 \\
 &\vdots \\
 x_p &= \mu_p + \lambda_{p1}f_1 + \lambda_{p2}f_2 + \dots + \lambda_{pm}f_m + \eta_p
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

onde,

$f_m$  - representa os fatores comuns ou implícitos

$\eta_p$  - representa os  $p$  factores específicos

$\lambda_{ij}$  - mede a contribuição do fator comum  $j$  na variável  $i$

$\mu_i$  - representa a média da variável  $x_i$

Por adequabilidade, com intuito de evitar diferentes magnitudes, pode-se optar pela padronização das variáveis  $x_i$  sem perda de generalidade por:  $z_i = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i}$ . Portanto, podemos rescrever o modelo fatorial genericamente como:

$$z_i = \lambda_{i1}f_1 + \lambda_{i2}f_2 + \dots + \lambda_{im}f_m + \eta_i \quad (i = 1, \dots, p) \tag{3.2}$$

onde,  $z_i$  representa a  $i$ -ésima variável padronizada,  $\lambda_{ij}$  representa o peso da variável  $i$  no fator  $j$ ,  $f_k$   $k = 1, \dots, m$  representa os  $m$  de fatores comuns e  $\eta_i$  representa o vetor dos fatores específicos.



Em termos matriciais podemos definir o modelo fatorial como:

$$\mathbf{z} = \mathbf{\Lambda}\mathbf{f} + \boldsymbol{\eta} \quad (3.3)$$

onde:

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_p \end{bmatrix}_{p \times 1} \quad \text{é o vetor das } p \text{ variáveis padronizadas,}$$

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \dots & \lambda_{1m} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \dots & \lambda_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \lambda_{p1} & \lambda_{p2} & \dots & \lambda_{pm} \end{bmatrix}_{p \times m} \quad \text{é a matriz dos pesos fatoriais,}$$

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_m \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad \text{é o vetor dos fatores comuns,}$$

$$\boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_p \end{bmatrix}_{p \times 1} \quad \text{é o vetor dos fatores específicos,}$$

Para a operacionalizar a estimação do modelo (Equação 3.3), são necessários algumas premissas e suposições:

1. Os fatores comuns ( $f_j$ ) devem ser não correlacionados e identicamente distribuídos de modo que  $E[\mathbf{f}] = \mathbf{0}$  e  $V[\mathbf{f}] = \mathbf{0}$ .

onde:

$$\mathbf{0} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{m \times 1}$$

e

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{m \times m}$$

2. Os fatores específicos ( $\eta_i$ ) são não correlacionados e identicamente distribuídos onde  $E[\boldsymbol{\eta}] = \mathbf{0}$  e  $V[\boldsymbol{\eta}] = \boldsymbol{\Psi}$

Sendo:

$$\boldsymbol{\Psi} = \begin{bmatrix} \Psi_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Psi_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \Psi_p \end{bmatrix}_{p \times p}$$

3. Os vetores  $\boldsymbol{\eta}$  e  $\mathbf{f}$  são independentes. Portanto,  $Cov(\boldsymbol{\eta}_p, \mathbf{f}) = E(\boldsymbol{\eta}\mathbf{f}') = \mathbf{0}$

onde:

$$\mathbf{0} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{p \times m}$$

As suposições (1) e (2) implicam que todos os fatores comuns e específicos são não correlacionados entre si, têm média zero e variância igual a 1. Se todas as condições forem satisfeitas o modelo denomina-se modelo fatorial ortogonal. Caso a terceira condição não seja satisfeita, isto é,  $\boldsymbol{\eta}$  e  $\mathbf{f}$  estejam correlacionadas, diz-se que o modelo fatorial é oblíquo (MAROCO, 2003)[2].

Supondo que o modelo seja ortogonal, a variância da  $i$ -ésima variável padronizada pode ser expressa por:

$$\begin{aligned}
V(z_i) &= V(\lambda_{i1}f_1 + \lambda_{i2}f_2 + \dots + \lambda_{im}f_m + \eta_i) \\
&= V[\lambda_{i1}f_1] + V[\lambda_{i2}f_2] + \dots + V[\lambda_{im}f_m] + V[\eta_i] \\
&= \lambda_{i1}^2 V[f_1] + \lambda_{i2}^2 V[f_2] + \dots + \lambda_{im}^2 V[f_m] + V[\eta_i] \\
&= \lambda_{i1}^2 + \lambda_{i2}^2 + \dots + \lambda_{im}^2 + \Psi_i
\end{aligned}$$

Podemos perceber que a variabilidade de  $z_i$  pode se dividida em dois componentes:  $V(z_i) = b_i^2 + \Psi_i$ , onde o primeiro componente  $b_i^2 = \lambda_{i1}^2 + \lambda_{i2}^2 \dots \lambda_{im}^2$  é a soma dos quadrados dos pesos fatoriais, a qual denomina-se comunalidade e indica a porção da variância de  $z_i$  explicitada pelos  $m$  fatores comuns (MINGOTI, 2007)[30]. O segundo componente,  $\Psi$ , é a porção da variância de  $z_i$  que se associa somente ao fator específico (MAROCO, 2003)[2].

### 3.2.3.2 Formulação do Problema

O primeiro passo para o emprego da AFE é a identificação dos dados da análise, ou seja as variáveis a serem incluídas na AF devem ser especificadas de acordo com os julgamentos dos pesquisadores, na teoria e em pesquisas anteriores. Vale ressaltar que quando se trata da criação de um instrumento de medida de acordo com as normas psicométricas. Esta etapa já foi realizada.

Para a aplicação da AFE, recomenda-se que a amostra seja superior a 50 observações, para se obter resultados mais concretos.

A próxima etapa consiste da obtenção da matriz de correlação com vistas a modelar as relações entre as variáveis.

### 3.2.3.3 Construção da Matriz de Correlação

A matriz de correlação estima as relações entre os fatores e as variáveis. A análise de correlação é um indicador que atende à necessidade de identificar relações existentes entre um determinado número de variáveis  $p$ . Com o objetivo de realizar a busca de relações estruturais entre as variáveis a partir da matriz de correlações, deve-se encontrar as matrizes  $\Lambda$  e  $\Psi$  de modo que  $\Pi = \Lambda\Lambda' + \Psi$  (MINGOTI, 2007)[30].

Então,

$$\begin{aligned}
\mathbf{\Pi} = E[z] &= E[(\mathbf{\Lambda}\mathbf{f} + \boldsymbol{\eta})(\mathbf{\Lambda}\mathbf{f} + \boldsymbol{\eta})'] \\
&= E[(\mathbf{\Lambda}\mathbf{f} + \boldsymbol{\eta})(\mathbf{\Lambda}'\mathbf{f}' + \boldsymbol{\eta}')'] \\
&= E[(\mathbf{\Lambda}\mathbf{f}\mathbf{f}'\mathbf{\Lambda}') + E(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}')'] \\
&= \mathbf{\Lambda}\mathbf{\Lambda}'E[(\mathbf{f}\mathbf{f}') + E(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}')'] \\
&= \mathbf{\Lambda}\mathbf{\Lambda}'V(\mathbf{f}) + V(\boldsymbol{\eta})
\end{aligned}$$

Após a determinação da matriz  $\mathbf{\Pi}$ , deve-se testar a conveniência do modelo verificando entre as variáveis originais as relações com alta carga fatorial, de modo que a análise fatorial seja adequada. Desta forma, testa-se a esfericidade e verifica-se o índice de adequação da amostra.

### 3.2.3.4 Teste de Adequação da Amostra

A adequabilidade dos dados é de extrema importância para observar se a matriz de dados é possível de ser fatorada, de modo, a confirmar a possibilidade de aplicação da análise fatorial. Dois métodos de avaliação são mais comumente utilizados, como: Teste de Esfericidade de Bartlett e o Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) (DZIUBAN e SHIRKEY, 1974)[43].

- Teste de Esfericidade de Bartlett

O Teste de esfericidade de Bartlett testa a hipótese de que  $H_0 : \mathbf{\Pi} = \mathbf{I}$  e  $H_1 : \mathbf{\Pi} \neq \mathbf{I}$ , onde  $\mathbf{I}$  é a matriz identidade e  $\mathbf{\Pi}$  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 fatorial é inapropriada (MALHOTRA, 2006)[42]. Seja a estatística de teste definida por:

$$X^2 = - \left[ n - 2 - \frac{2p + 5}{6} \right] \log|\mathbf{R}| \sim \chi_{1-\alpha; (p(p-1)/2)}^2 \quad (3.4)$$

onde:

$n$  - Tamanho da Amostra

$p$  - Número de Variáveis

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

A matriz de correlações amostrais  $\mathbf{R}$  é um estimador para matriz  $\mathbf{\Pi}$ , calculada da seguinte forma:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & r_{x_1x_2} & \cdots & r_{x_1x_p} \\ r_{x_2x_1} & 1 & \cdots & r_{x_2x_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{x_px_1} & r_{x_px_2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{p \times p} \quad (3.5)$$

sendo  $r_{x_ix_j}$  o coeficiente de correlação linear de Pearson entre as variáveis, que indica, a relação entre duas variáveis  $x_i$  e  $x_j$  ( $i, j = 1, 2, \dots, p$ ), indicando a seguinte relação entre ambas:

$$r_{x_ix_j} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{jk} - \bar{x}_j)^2}}, \quad (3.6)$$

em que  $x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{pk}$  ( $k = 1, 2, \dots, n$ ) são valores observados de  $x_i$ ,  $x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{jk}$  ( $k = 1, 2, \dots, n$ ) são os valores observados de  $x_j$ , como ( $i, j = 1, 2, \dots, p$ ) e  $\bar{x}_i$  e  $\bar{x}_j$  são as médias das variáveis  $x_i$  e  $x_j$ .

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

Rejeita-se a hipótese nula se  $X_{obs}^2 \in R_C$ , o que implica ter-se evidências de que a matriz identidade é diferente da matriz de correlação. Se assim for, a análise fatorial é adequada para tratar o conjunto de dados observados (TABACHNICK e FIDELL, 2007)[47].

- Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)

A medida de adequação da amostra de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), também conhecida como índice de adequação da amostra, “é uma medida de homogeneidade das variáveis, que compara as correlações simples com as correlações parciais observadas entre as variáveis” (MAROCO, 2003)[2]. Seja a estatística de teste definida por:

$$KMO = \frac{\sum_{i=1}^{p-1} \sum_{w=i+1}^p r_{x_i x_j}^2}{\sum_{i=1}^{p-1} \sum_{j=i+1}^p r_{x_i x_j}^2 + \sum_{i=1}^{p-1} \sum_{j=i+1}^p r_{x_i x_j | x_k}^2}$$

onde:

$r_{x_i x_j}^2$  - é a correlação amostral simples entre as variáveis  $x_i x_j$  (Equação 3.6)

$r_{x_i x_j | x_k}^2$  - é a correlação parcial de  $x_i$  e  $x_j$  controlando-se o efeito de  $x_k$  sobre  $x_i$  e  $x_j$ .

O KMO pode assumir valores que variam de 0 à 1, e indicam que quanto mais perto de 1 mais adequada é a aplicação da AF. A classificação de adequabilidade da aplicação resume-se na Tabela 1.

Tabela 1: Critérios de KMO - Pontos de corte

Valor de KMO	Grau de Adequação
]0,9 – 1, 0]	Excelente
]0,8 – 0,9]	Boa
]0,7 – 0,8]	Razoável
]0,6 – 0,7]	Medíocre
]0,5 – 0,6]	Inexpressível
≤ 0,5	Inaceitável

### 3.2.3.5 Determinação do Método

Após a verificação da adequabilidade dos dados, o próximo passo é estabelecer um método apropriado para a estimação das comunalidades, pela obtenção da matriz  $\Lambda$  dos pesos, cuja a diagonal principal inclui as comunalidades e a matriz de vetores próprios  $\Psi$ . A literatura aponta diversos métodos a serem utilizados para encontrar os pesos. Os dois métodos principais são análise de componentes principais (que considera a variância total nos dados) e análise fatorial comum (que considera apenas a variância comum dos dados).

Nesse estudo optou-se por aplicar o Método da análise de Componentes Principais que é um método multivariado que consiste em transformar um conjunto de elementos de acordo com sua variação, levando-se em conta a variância total dos dados. Esse método é recomendado quando desejamos contornar a dimensão do problema em componentes não correlacionados que por sua vez são combinações lineares das características originais

e também é útil, para quando o pesquisador busca um número menor de fatores que corresponde a uma máxima variância dos dados (MALHOTRA, 2006)[42]. Vale ressaltar que o método de componentes principais é “como uma análise exploratória dos dados, em termos dos fatores subjacentes, por não exigir informações ou suposições sobre a distribuição de probabilidades do vetor aleatório  $Z$ ” (MINGOTI, 2007)[30].

No método de análise fatorial dos componentes principais em sua aplicação, cada autovalor  $\hat{\lambda}_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$  retido na estimação do número de fatores  $m$ , encontra-se um autovetor normalizado  $\hat{e}_i = (e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ip})'$ . A matriz de  $\mathbf{\Lambda}$  é estimada por :

$$\hat{\mathbf{\Lambda}}_{p \times m} = \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{\lambda}_1} \hat{e}_1 & \sqrt{\hat{\lambda}_2} \hat{e}_2 & \dots & \sqrt{\hat{\lambda}_m} \hat{e}_m \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

e a matriz de  $\mathbf{\Psi}$  será estimada através de:

$$\hat{\mathbf{\Psi}} = \text{diag}(\mathbf{R} - \hat{\mathbf{\Lambda}} \hat{\mathbf{\Lambda}}') \quad (3.8)$$

onde, a  $\text{diag}(\cdot)$  denota a matriz diagonal. Portanto, a matriz estimada  $\hat{\mathbf{\Psi}}$  tem a matriz principal semelhante aos elementos da diagonal principal da matriz  $(\mathbf{R} - \hat{\mathbf{\Lambda}} \hat{\mathbf{\Lambda}}')$ .

O conceito básico deste procedimento baseia-se na aplicação do teorema de decomposição espectral à matriz  $\mathbf{R}$ . Através desse teorema, a matriz de correlação parcial amostral pode ser decomposta como uma soma de  $p$  matrizes, onde cada uma é relacionada com um autovalor da matriz  $\mathbf{R}$  (MINGOTI, 2007)[30]. Fixando um valor de  $m$  tem-se que:

$$\mathbf{R} = \sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_i \hat{e}_i \hat{e}_i' = \sum_{i=1}^m \hat{\lambda}_i \hat{e}_i \hat{e}_i' + \sum_{i=m+1}^p \hat{\lambda}_i \hat{e}_i \hat{e}_i' \quad (3.9)$$

Assim, uma aproximação para a matriz  $\hat{\mathbf{\Lambda}} \hat{\mathbf{\Lambda}}'$  é fornecida por:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{\Lambda}} \hat{\mathbf{\Lambda}}' &= \sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_i \hat{e}_i \hat{e}_i' = \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{\lambda}_1} \hat{e}_1 & \sqrt{\hat{\lambda}_2} \hat{e}_2 & \dots & \sqrt{\hat{\lambda}_m} \hat{e}_m \end{bmatrix} \\ &\quad \times \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{\lambda}_1} \hat{e}_1 & \sqrt{\hat{\lambda}_2} \hat{e}_2 & \dots & \sqrt{\hat{\lambda}_m} \hat{e}_m \end{bmatrix}' \end{aligned} \quad (3.10)$$

Para construir a matriz  $\hat{\Psi}$ , deve-se utilizar a seguinte matriz:

$$\sum_{i=m+1}^p \hat{\lambda}_i \hat{\mathbf{e}}_i \hat{\mathbf{e}}_i' = \mathbf{R} - \hat{\Lambda} \hat{\Lambda}' \quad (3.11)$$

Vale ressaltar que a Equação 3.11 não é diagonal, logo não pode ser utilizada completamente para a estimação de  $\hat{\Psi}$ . No entanto, pode-se considerar a sua diagonal, para obter a matriz das variâncias específicas através da Equação 3.8.

Levando em consideração essa forma de estimação, pode-se aproximar a matriz de correlação amostral  $\mathbf{R}$  por:

$$\mathbf{R} \approx \hat{\Lambda} \hat{\Lambda}' + \hat{\Psi} \quad (3.12)$$

e matriz residual(matriz de ajuste do modelo fatorial) por:

$$\mathbf{M}_{RES} = \mathbf{R} - (\hat{\Lambda} \hat{\Lambda}' + \hat{\Psi}) \quad (3.13)$$

A matriz residual pode ser utilizada como um critério para a avaliação da qualidade de ajuste do modelo fatorial. Seus valores deveriam ser próximos de zero, porém, essa matriz só é nula quando o valor de  $m$  é igual a  $p$ , o que na prática não é uma solução adequada.

Com esse método de estimação, os elementos diagonais da matriz são reproduzidos exatamente pela matriz  $(\hat{\Lambda} \hat{\Lambda}' + \hat{\Psi})$ . Quando é aplicado o método das componentes principais para estimação das matrizes  $\mathbf{\Lambda}$  e  $\mathbf{\Psi}$ , a porção da variância explicada pelo fator  $f_j$ , que representa o quanto cada fator identifica a variabilidade das variáveis  $z_i$ , reduz-se a  $(\hat{\lambda}_j/p)$  (MALHOTRA, 2006)[42].

### 3.2.3.6 Extração do Número de Fatores

Segue-se o passo para determinação do número ideal de fatores para os dados da amostra. A extração inadequada dos fatores compromete a interpretação dos resultados. Dentre os critérios disponíveis na literatura denota-se:

- Critério 1: Determinação a Priori

Nesse procedimento o pesquisador já tem um certo conhecimento prévio de quantos fatores latentes pode esperar, o que permite ao investigador estipular o



número de fatores a serem extraídos .

- Critério 2: Determinação com Base em Autovalores (Critério de Kaiser-Guttman)

Nessa abordagem propõe-se reter os autovalores maiores que 1. Desse modo, o número de autovalores ( $\hat{\lambda}_j$ ) é no máximo igual ao valor de m. Um autovalor representa a porção da variância associada ao fator (MALHOTRA, 2006)[42]. O seu cálculo pode ser expresso por:

$$\hat{\lambda}_j = \sum_{i=1}^p \lambda_{ij}^2 \quad (3.14)$$

onde,  $\lambda_{ij}^2$  é a soma do quadrado das cargas fatoriais.

- Critério 3: Determinação com Base no Gráfico de Declive

Um gráfico de Declive (Scree plot) consiste em uma representação gráfica que dispõe dos autovalores  $\hat{\lambda}_i$  ordenados em ordem decrescente versus número de fatores pela ordem de extração. Este critério procura no gráfico um ponto de inflexão, onde a partir de um certo número de fatores o decaimento gradual conhecido como declive se torna pequeno, indicando assim que o número de fatores que antecede tal decaimento é que deve ser selecionado. Dessa forma, o valor de m é igual ao número de autovalores anteriores ao ponto de salto.

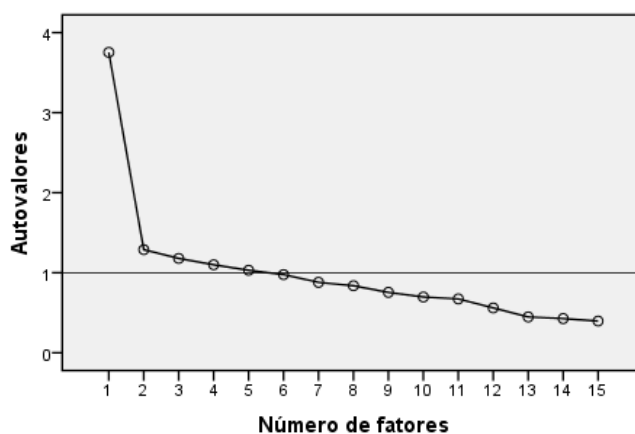


Figura 1: Gráfico de Declive

- Critério 4: Determinação com Base na Porcentagem da Variância

Nessa abordagem determina-se os fatores através da porção acumulada da variância explicada, quando os fatores extraídos atinjam um valor satisfatório (mínimo

de 60% da variância) (MALHOTRA, 2006)[42]. A porção da variância explicada por um fator  $j$  expressa-se por:

$$PVE_{fj} = \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_{ij}^2}{p} \quad (3.15)$$

onde, o numerador é soma dos quadrados das cargas fatoriais.

Nesse projeto, optou-se por utilizar o Critério de Kaiser-Guttman que determina os fatores com base em autovalores. Após a identificação do número de fatores adequados, a etapa seguinte é a rotação dos fatores.

### 3.2.3.7 Rotação de Fatores

A interpretação dos fatores originais pode não ser tarefa muito fácil em alguns casos, devido à aparição de coeficientes de grandeza numérica similar  $\hat{\lambda}_{ij}$ . A rotação de fatores surge com o propósito de alcançar uma estrutura simples que resulte em fatores interpretáveis e que expliquem as relações das variáveis em relação aos fatores com mais clareza.

Considera-se o modelo ortogonal(Equação 3.3), e a matriz de correlação que pode ser expressa como  $\mathbf{\Pi} = \mathbf{\Lambda}\mathbf{\Lambda}' + \mathbf{\Psi}$ . Seja  $\mathbf{T}$  uma matriz ortogonal qualquer, isto é, uma matriz tal que  $\mathbf{T}\mathbf{T}' = \mathbf{T}'\mathbf{T} = \mathbf{I}$ , onde  $\mathbf{I}$  é uma matriz identidade, e  $\hat{\mathbf{\Lambda}}$  uma estimativa da matriz  $\mathbf{\Lambda}$  obtida através de qualquer um dos métodos de estimação. Então a matriz contendo os pesos fatoriais transformados pela rotação ortogonal é expressa por:

$$\hat{\mathbf{\Lambda}}^* = \hat{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{T} \quad (3.16)$$

Nota-se que  $\hat{\mathbf{\Lambda}}^*$  também é uma solução para a equação da (AF):

$$(\hat{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{T})(\hat{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{T})' = \hat{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{T}\mathbf{T}'\hat{\mathbf{\Lambda}}' = \hat{\mathbf{\Lambda}}\hat{\mathbf{\Lambda}}' \quad (3.17)$$

“Isto significa que, dada uma solução  $\hat{\mathbf{\Lambda}}$ , sempre é possível encontrar uma outra solução  $\hat{\mathbf{\Lambda}}^* = \hat{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{T}$ , através da escolha da matriz ortogonal  $\mathbf{T}$  e portanto, a solução do modelo fatorial ortogonal não é única”(MINGOTI, 2007)[30].

Em termos de qualidade de ajuste, a solução de rotação ortogonal não acrescenta melhoria em relação ao ajuste, pois a matriz residual de origem não altera a aproximação de matriz de correlação amostral. Para tal fato, pode-se observar que:

$$\mathbf{R} \approx \hat{\Lambda}\hat{\Lambda}' + \hat{\Psi} = \hat{\Lambda}\mathbf{T}\mathbf{T}' + \Psi = \hat{\Lambda}^*\hat{\Lambda}^{*'} + \Psi \quad (3.18)$$

ou seja, a rotação ortogonal não altera a aproximação da matriz de correlação amostral, obtida pelo modelo teórico da análise fatorial.

Para facilitar a escolha da matriz ortogonal e evitar manipulações dos resultados, a literatura nos fornece métodos apropriados para a determinação da matriz  $\mathbf{T}$  (MINGOTI, 2007)[30]. Dentre os métodos para efetuar a rotação dos eixos citam-se os seguintes:

- Varimax

Método desenvolvido por Kaiser (1958)[52]. Busca minimizar o número de variáveis com elevadas cargas sobre um determinado fator, identificando assim a interpretações desses fatores. De acordo com Maroco (2003)[2] esse procedimento consiste em localizar uma matriz ortogonal  $\mathbf{T}$  tal que:

$$\mathbf{V} = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^m \left[ p \sum_{i=1}^p \frac{\hat{\lambda}_{ij}^{*4}}{b_i^{*4}} - \left( \sum_{i=1}^p \frac{\hat{\lambda}_{ij}^{*2}}{b_i^{*2}} \right)^2 \right]$$

onde:  $b_i^*$  é raiz quadrada da comunalidade da  $i$ -ésima variável e  $\hat{\lambda}_{ij}^*$  é o coeficiente da  $i$ -ésima variável no  $j$ -ésimo fator.

- Quartimax

O método de rotação Quartimax consiste em minimizar o número de fatores relevantes para a interpretação da variável. De acordo com Maroco (2003)[2] esse procedimento consiste em localizar uma matriz ortogonal  $\mathbf{T}$  tal que:

$$\mathbf{Q} = \sum_{i=1}^p \left[ \frac{m \sum_{j=1}^m \frac{\hat{\lambda}_{ij}^{*4}}{b_i^4} - \left( \sum_{j=1}^m \frac{\hat{\lambda}_{ij}^{*2}}{b_i^2} \right)^2}{m} \right]$$

onde:

$b_i^*$  = é raiz quadrada da comunalidade

$\hat{\lambda}_{ij}^*$  = coeficiente da  $i$ -ésima variável no  $j$ -ésimo fator

- Rotações Oblíquas

Vale ressaltar que o modelo nem sempre é ortogonal, por isso optou-se por explicitar o método de rotação de fatores oblíqua que constitui-se quando os eixos não são fixos em ângulo reto. Segundo Maroco (2003)[2] o objetivo é buscar uma matriz Q não ortogonal tal que:

$$F = \sum_{j=1}^{p-1} \sum_{k=j+1}^p \left[ m \sum_{i=1}^m b_{ij}^2 b_{ik}^2 - \delta \sum_{i=1}^m b_{ij}^2 \sum_{k=1}^m b_{ik}^2 \right]$$

onde:

$\delta$  - é um fator explicativo multiplicativo que permite obter um mínimo para F.

Neste projeto optou-se em aplicar pelo método de rotação Varimax, por se tratar de um método que reduz o número de variáveis com cargas elevadas sobre um determinado fator.

### 3.2.3.8 Interpretação dos Fatores

A interpretação dos fatores é facilitada pela identificação das variáveis que por sua vez mostram elevadas cargas sobre o mesmo fator. Outra forma de identificar a interpretação é através do gráfico que usa as cargas fatoriais como coordenadas (Figura 2).

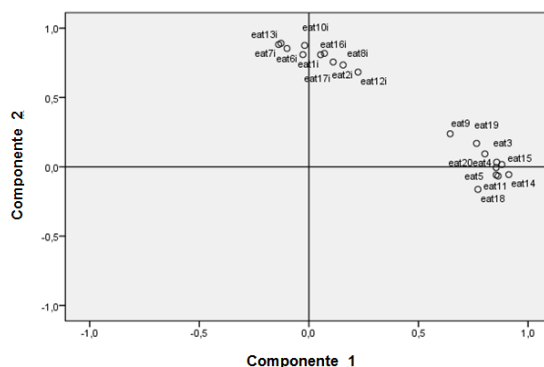


Figura 2: Gráfico de cargas fatoriais

No caso da extração de 2 fatores como componentes principais observa-se que as variáveis com cargas fatoriais mais afastadas da origem de um dos eixos e próximas a origem do outro eixo relacionam-se mais especificamente com o fator componente principal no qual as cargas são altas. “As variáveis que não estão perto de nenhum dos eixos são relacionadas a ambos os fatores” (MALHOTRA, 2006)[42].

### 3.2.4 Considerações Sobre Variáveis Binárias

As variáveis binárias mais conhecidas como variáveis dicotômicas representam características qualitativas, em eventos que tenham apenas 2 resultados possíveis, geralmente assumem valores 0 ou 1, onde, 0 representa a ausência da característica de interesse e 1 a sua presença.

Quando se trata de uma aplicação da AF em um conjunto de dados cuja as variáveis são dicotômicas, alguns problemas são encontrados, como, índices baixos de correlação, que acabam influenciando em todas as etapas da AF. Segundo Hair et al. (2006) [46], a AF é usualmente aplicada em dados contínuos ou categóricos segundo uma escala tipo Likert (permite identificar graus de opinião sobre um tópico específico), sendo possível gerar combinações lineares entre as variáveis de forma a conduzir o método da AF.

Observa-se que a substituição da matriz de correlação de Pearson é uma possibilidade de solução viável que pode acarretar em melhores efeitos sobre as etapas subsequente da AF. Dentre as ferramentas disponíveis na literatura a correlação indicada é a tetracórica, utilizada quando duas variáveis contínuas, independentes e identicamente distribuídas, forem reduzidas, cada uma delas, a duas categorias (dicotomizadas). Sua fórmula é definida por:

$$r_t = \frac{ad - bc}{yy'N^2} \quad (3.19)$$

onde,  $a$ ,  $b$ ,  $c$  e  $d$  são caselas de uma tabela 2 x 2,  $N$  é o número de sujeitos,  $y$  e  $y'$  são as ordenadas da distribuição normal nos pontos de dicotomização de cada uma das variáveis.

O software R possibilita a utilização desta ferramenta no pacote 'psych' [53], a entrada dos dados pode ser imposta de várias maneiras como uma tabela 2 x 2, um vetor de frequências, um quadro de dados ou uma matriz de dados dicotômicos. A aplicação da análise fatorial exploratória via componentes principais, foi ajustada por meio de uma modificação da função `FA(.)` do pacote `MVar.pt` [54], inserindo a matriz de correlação tetracórica, pois tal comando não possui uma correlação tão específica em seu default.

## 4 Resultados

### 4.1 Análise Descritiva dos Dados

A presença de sintomas depressivos na amostra observada encontra-se registrada na Tabela 2 onde verifica-se que os sintomas mais frequentes foram "abandono dos interesses de atividades" (P02) e "reclusão ao lar" (P09), correspondendo, respectivamente, a 64,4% e 57,7% dos casos analisados. A Figura 3 ilustra a frequência dos sintomas depressivos.

Tabela 2: Distribuição de Frequência dos Sintomas Depressivos na Amostra Total

Itens da Escala GDS-15	Sintomas depressivos	
	Sim n(%)	Não n(%)
Insatisfação com a vida	46 (30,872)	103(69,128)
Abandono dos interesses atividades	96 (64,430)	53 (35,570)
Sentimento de vida vazia	73 (48,993)	76 (51,007)
Aborrecimento frequente	60 (40,268)	89 (59,732)
Mal humor; de mal com a vida	49 (32,886)	100 (67,114)
Medo de que algo de mal vai lhe acontecer	73 (48,993)	76 (51,007)
Sentimento continuado de infelicidade	49 (32,886)	100 (67,114)
Sentimento de desamparo e adoecimento	51 (34,228)	98 (65,772)
Reclusão ao lar	86 (57,718)	63 (42,282)
Sentir-se com mais problemas de memória do que os outros	66 (44,295)	83 (55,705)
Não acha bom estar vivo	15 (10,067)	134 (89,993)
Sentimento de inutilidade	32 (21,477)	117 (78,523)
Falta de nergia	53 (35,570)	96 (64,430)
Desesperança	38 (18,792)	121 (81,208)
Sentimento de falta de sorte	38 (25,503)	111 (74,497)

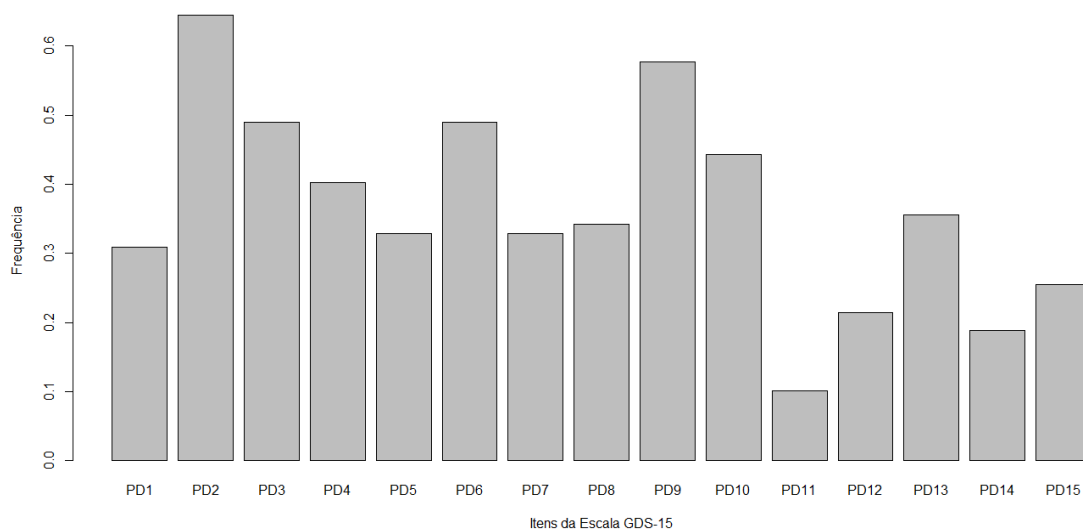


Figura 3: Frequência dos Sintomas Depressivos na Amostra Total

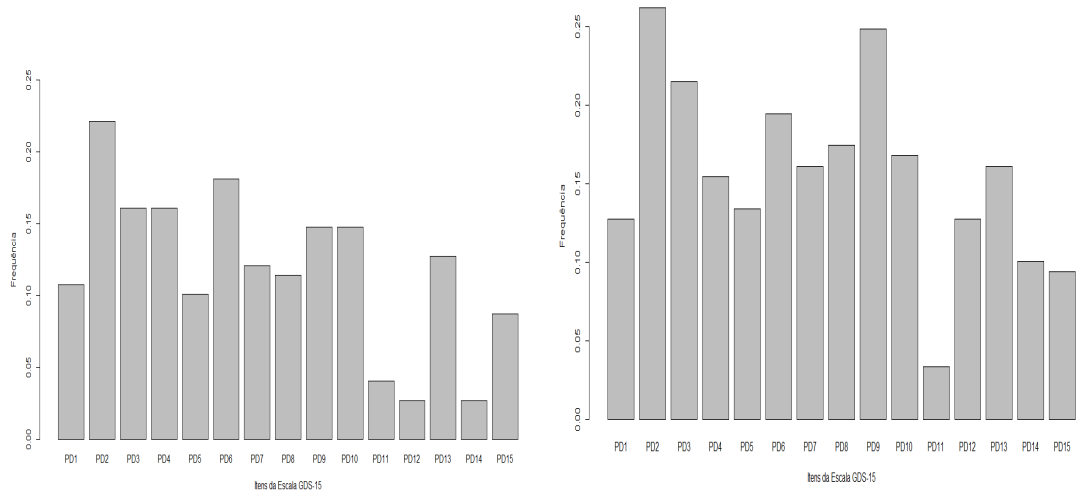
A presença de sintomas depressivos segundo os grupos CDR 0,5, CDR 1 e CDR 2 esta indicada nas proporções da (Tabela 3), onde verifica-se que para CDR 0,5 os sintomas mais frequentes foram “abandono dos interesses de atividades(P02)” e “Medo de que algo lhe acontecer (P06)”, respectivamente a 61,1% e 50% do casos. No CDR 1 as manifestações mais frequentes foram ”abandono dos interesses de atividades (P02)” e ”reclusão ao lar (P09)”, correspondendo, a 70,9% e 67,3% dos casos analisados. No grupo CDR 2 os itens que indicam os sintomas mais constantes são ”abandono dos interesses de atividades (P02)” e ”Medo de que algo lhe acontecer (P06)”, respectivamente com, 60% e 67,5% do casos. A (Figura 4) ilustra a frequência dos sintomas depressivos para cada grupo CDR, facilitando a visualização dos itens com maior frequência. Vale ressaltar que a P02 foi o sintoma de maior frequência em todas as classificações, indicando um alto índice de sintoma depressivo aos indivíduos que abandonam atividades de interesses.

Tabela 3: Distribuição de Frequência dos Sintomas Depressivos segundo os subgrupos da classificação CDR

Itens da GDS-15	Sintomas Depressivos por Grupo CDR					
	CDR 0,5		CDR 1		CDR 2	
	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não
	n(%)					
Insatisfação com a vida	16 (29,630)	38 (70,370)	19 (34,545)	36 (65,455)	11 (27,500)	29 (72,500)
Abandono dos interesses atividades	33 (61,111)	21 (38,889)	39 (70,909)	16 (29,091)	24 (60,000)	16 (40,000)
Sentimento de vida vazia	24 (44,444)	30 (55,556)	32 (58,182)	23 (41,818)	17 (42,500)	23 (57,500)
Aborrecimento frequente	24 (44,444)	30 (55,556)	23 (41,818)	32 (58,182)	13 (32,500)	27 (67,500)
Mal humor; de mal com a vida	15 (27,778)	39 (72,222)	20 (36,364)	35 (63,636)	14 (35,000)	26 (65,000)
Medo de que algo de mal vai lhe acontecer	27 (50,000)	76 (50,000)	29 (52,727)	26 (47,273)	17 (42,500)	23 (57,500)
Sentimento continuado de infelicidade	18 (33,333)	36 (66,667)	24 (43,636)	31 (56,364)	7 (17,500)	33 (82,500)
Sentimento de desamparo e adoecimento	17 (31,481)	37 (68,519)	26 (47,273)	29 (52,727)	8 (20,000)	32 (80,000)
Reclusão ao lar	22 (40,741)	32 (59,259)	37 (67,273)	18 (32,727)	27 (67,50)	13 (32,500)
Sentir-se com mais problemas de memória do que os outros	22 (40,741)	32 (59,259)	25 (45,455)	30 (54,545)	19 (47,500)	21 (52,500)
Não acha bom estar vivo	6 (11,111)	48 (88,889)	5 (9,091)	50 (90,909)	4 (10,000)	36 (90,000)
Sentimento de inutilidade	4 (7,407)	50 (92,593)	19 (34,545)	36 (65,455)	9 (22,500)	31 (77,500)
Falta de energia	19 (35,185)	35 (64,815)	24 (43,636)	31 (56,364)	10 (25,000)	30 (75,000)
Desesperança	4 (7,407)	50 (92,593)	15 (27,273)	40 (72,727)	9 (22,500)	31 (77,500)
Sentimento de falta de sorte	13 (24,074)	41 (75,926)	14 (25,455)	41 (74,545)	11 (27,500)	29 (72,500)

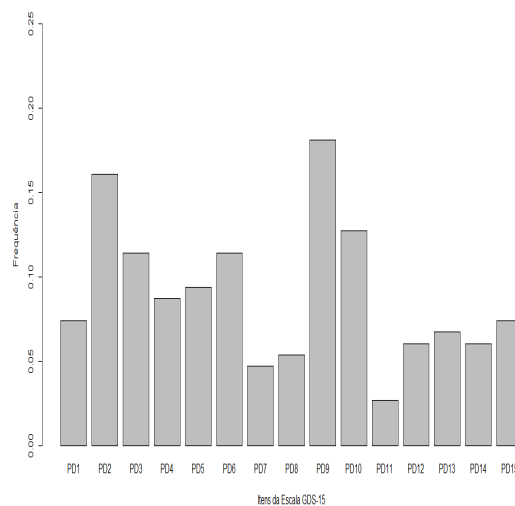


Figura 4: Frequência dos Sintomas Depressivos segundo os subgrupos da classificação CDR



(a) CDR 0.5

(b) CDR 1



(c) CDR 2

## 4.2 Análise Fatorial Exploratória na Amostra Total com Base na Correlação de Pearson

### 4.2.1 Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15

As correlações baseadas no coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis (Tabela 4) indicam a intensidade de relacionamento entre os itens da GDS-15.

Tabela 4: Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15

Itens	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15
P01	1,000														
P02	0,193	1,000													
P03	0,217	0,139	1,000												
P04	0,281	0,124	0,318	1,000											
P05	0,367	0,072	0,057	0,270	1,000										
P06	0,159	0,083	0,194	0,153	0,257	1,000									
P07	0,367	0,132	0,286	0,270	0,483	0,257	1,000								
P08	0,345	0,034	0,283	0,273	0,218	0,085	0,278	1,000							
P09	0,131	0,187	0,051	0,010	0,136	0,078	0,021	0,102	1,000						
P10	0,018	0,042	0,072	0,012	-0,020	0,072	-0,049	0,069	0,107	1,000					
P11	0,356	0,016	0,208	0,226	0,383	0,029	0,383	0,182	0,061	0,061	1,000				
P12	0,181	0,218	0,207	0,237	0,364	0,109	0,364	0,243	0,282	0,027	0,260	1,000			
P13	0,262	0,230	0,197	0,133	0,286	0,197	0,345	0,350	0,210	0,015	0,124	0,226	1,000		
P14	0,311	0,214	0,113	0,166	0,212	0,113	0,285	0,196	0,168	-0,083	0,296	0,292	0,181	1,000	
P15	0,109	0,113	0,227	0,147	0,148	0,135	0,115	0,130	0,064	-0,057	0,214	0,181	0,112	0,231	1,000

Observa-se que a maioria das correlações são positivas e fracas. Na literatura costuma-se utilizar o coeficiente de Pearson na análise; no presente caso, correspondendo as respostas binárias, esse coeficiente talvez seja inadequado (veja-se as baixas correlações da Tabela 4). A presente monografia utilizará o coeficiente de correlação tetracórica (mais apropriado aos dados binários), mantendo no entanto o desenvolvimento com o  $r$  de Pearson, de modo a poder confrontar as duas soluções fatoriais.

## 4.2.2 Teste de Adequação com Base na Correlação de Pearson

### 4.2.2.1 Teste de Esfericidade de Bartlett com Base na Correlação de Pearson

O Teste de Esfericidade de Bartlett, resumido na (Tabela 5) indicou significância estatística ( $p < 0,05$ ) para a continuidade do processo da análise fatorial. Este resultado indica que a matriz de correlação difere de uma matriz identidade, explicitando que o modelo fatorial é apropriado.

Tabela 5: Teste de Esfericidade de Bartlett com Base na Correlação de Pearson

Estatística de Teste	Grau de Liberdade	Valor-P
378,511	105	0,0001

#### 4.2.2.2 Critério de Adequação de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) com Base na Correlação de Pearson

O critério de adequação apresenta o valor do KMO igual a 0,780(Tabela 6), superior ao patamar crítico de 0,60, que pela tabela1, revela grau de adequação razoável, permitindo prosseguir com a análise fatorial.

Tabela 6: Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) com Base na Correlação de Pearson

Valor do KMO	Grau de Adequação
0,780	Razoável

#### 4.2.3 Estimação das Comunalidades com Base na Correlação de Pearson

Observou-se que a maioria das comunalidades (Tabela 7) são superiores a 0,5, valor este que permite conduzir o processo de extração dos fatores. Existem, no entanto, alguns itens (P01, P08 e P12) cujos valores estão abaixo de 0,5 (mas não menores do que 0,4) o que implica na possibilidade de não participação dos mesmos na solução final da Análise Fatorial.

Tabela 7: Comunalidades com Base na Correlação de Pearson

Itens da GDS-15	Valor Inicial	Valor da Extração
P01	1,00	0,435
P02	1,00	0,515
P03	1,00	0,670
P04	1,00	0,438
P05	1,00	0,663
P06	1,00	0,572
P07	1,00	0,622
P08	1,00	0,417
P09	1,00	0,626
P10	1,00	0,703
P11	1,00	0,662
P12	1,00	0,459
P13	1,00	0,511
P14	1,00	0,522
P15	1,00	0,534

#### 4.2.4 Critérios de Extração de Fatores com Base na Correlação de Pearson

A Tabela 8 apresenta os quinze fatores (componentes) extraídos pela aplicação do método fatorial (idêntico ao número máximo de variáveis de itens da escala GDS-15) com seus respectivos autovalores iniciais, o percentual da variância que os fatores são capazes de explicar e o percentual acumulado da variância explicada de todos os fatores até os respectivos fatores (Tabela 8).

Com base no critério de Kaiser-Guttman, nas três colunas seguintes da Tabela 8 estão repetidas as mesmas informações da colunas anteriores para os autovalores maiores ou iguais a 1, desprezando-se os demais, o que reduz para cinco a quantidade de fatores (componentes) extraídos. O gráfico de declive (Figura 5) permite a visualização do critério Kaiser-Guttman. Nas três últimas colunas apresentam-se as mesmas informações dos cinco componentes extraídos após o processo de rotação dos fatores com 55,670% do total da variância explicada, com vistas à otimização da estrutura fatorial, explicitando a importância relativa (equalização) dos fatores remanescentes.

Dessa forma a fatoração da amostral total se fez com cinco componentes, por ora denominados Fator 1, Fator 2, Fator 3, Fator 4 e Fator 5.

Tabela 8: Total da Variância Explicada com Base na Correlação de Pearson

Componentes	Autovalores Iniciais			Extração das Cargas ao Quadrado			Rotação de Cargas Quadradas		
	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada
1	3,753	25,023	25,023	3,753	25,023	25,023	2,613	17,419	17,419
2	1,288	8,589	33,612	1,288	8,589	33,612	1,659	11,057	28,475
3	1,179	7,857	41,469	1,179	7,857	41,469	1,620	10,802	39,277
4	1,100	7,331	48,800	1,100	7,331	48,800	1,329	8,862	48,139
5	1,031	6,871	55,670	1,031	6,871	55,670	1,130	7,531	55,670
6	0,977	6,514	62,184						
7	0,880	5,867	68,050						
8	0,837	5,582	73,633						
9	0,754	5,029	78,662						
10	0,697	4,644	83,306						
11	0,673	4,487	87,793						
12	0,560	3,734	91,526						
13	0,448	2,984	94,511						
14	0,427	2,849	97,360						
15	0,396	2,640	100,000						

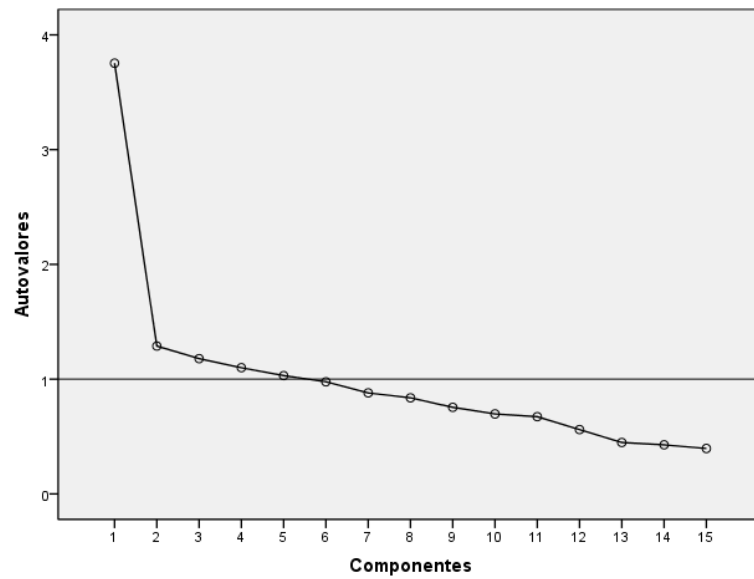


Figura 5: Gráfico de Declive Total

#### 4.2.5 Cargas fatoriais dos Itens nas Matrizes Rotacionada e não Rotacionada com Base na Correlação de Pearson

As cargas fatoriais apresentadas na (Tabela 9), indicam a participação de cada item da GDS-15 nos fatores extraídos não rotacionados. Aplicando o método de rotação Varimax obtém-se uma nova matriz com uma reorganização dos itens, segundo a ordenação dos fatores extraídos, escalonadas da maior para a menor carga fatorial dos itens em cada fator. A Tabela 10 apresenta a matriz rotacionada com as cargas fatoriais maiores ou iguais a 0,5, considerando que esse ponto de corte revela correlações pelo menos moderadas dos itens com os fatores. Vale ressaltar que os itens P08, P12 e P14, não apresentaram nenhuma correlação significativa com os 5 fatores extraídos, resultando na não consideração dessas variáveis no conjunto de itens relacionados com os componentes extraídos.

Tabela 9: Matriz de componentes (Fatores) não Rotacionados com Base na Correlação de Pearson

Itens da GDS-15	Componentes				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P01	0,629	-0,106	-0,016	-0,139	0,093
P02	0,330	0,553	-0,067	0,272	-0,147
P03	0,475	-0,058	0,530	0,399	0,041
P04	0,513	-0,239	0,282	0,183	0,062
P05	0,637	-0,186	-0,239	-0,390	-0,116
P06	0,366	0,053	0,284	-0,103	-0,586
P07	0,694	-0,247	-0,060	-0,196	-0,191
P08	0,538	-0,045	0,317	-0,069	0,141
P09	0,286	0,684	-0,162	-0,131	0,181
P10	0,038	0,306	0,523	-0,313	0,487
P11	0,558	-0,341	-0,205	-0,057	0,435
P12	0,592	0,220	-0,202	0,001	0,139
P13	0,539	0,276	0,112	-0,192	-0,307
P14	0,526	0,081	-0,414	0,244	0,090
P15	0,366	-0,029	-0,075	0,627	0,019

Tabela 10: Matriz de componentes (Fatores) Rotacionados com Base na Correlação de Pearson

Itens da GDS-15	Componentes				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P05	0,749				
P11	0,726				
P07	0,667				
P01	0,590				
P03		-0,784			
P04		0,558			
P15		0,555			
P08					
P09			0,725		
P02			0,654		
P12					
P14					
P06				0,773	
P13				0,558	
P10					0,825

## 4.3 Análise Fatorial Exploratória por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson

### 4.3.1 Matriz de Correlação de Pearson por Grupo CDR

As correlações entre as variáveis (itens da escala GDS-15) estão apresentadas nas Tabelas 11, 12 e 13 segundo os grupos classificados pela escala CDR. Observa-se que a maioria das relações na Tabela 11 (Grupo CDR 0,5) são positivas e de pouca intensidade (a correlação máxima alcançou o valor de 0,522). O mesmo se verificou nos outros dois grupos: o grupo CDR 1 apresentou 0,517 de correlação máxima e o grupo CDR 2 o valor de 0,490. Desse modo em todos os grupos, as correlações alcançam valores no máximo moderados. Da mesma forma que na amostra total, o processo da análise fatorial prosseguirá com vistas a avaliação da substituição do coeficiente de Pearson pelo coeficiente de correlação tetracórica.

Tabela 11: Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15 - CDR 0,5

Itens	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15
P01	1,000														
P02	0,029	1,000													
P03	0,393	-0,038	1,000												
P04	0,253	0,009	0,504	1,000											
P05	0,317	0,166	0,186	0,295	1,000										
P06	0,012	0,023	0,169	0,131	0,389	1,000									
P07	0,309	0,092	0,468	0,256	0,522	0,322	1,000								
P08	0,429	0,061	0,349	0,377	0,196	0,053	0,275	1,000							
P09	0,030	0,213	0,080	0,035	0,066	0,092	-0,119	0,077	1,000						
P10	-0,137	-0,022	-0,151	-0,120	-0,104	0,016	-0,038	-0,005	0,067	1,000					
P11	0,284	-0,076	0,153	0,048	0,304	0,007	0,372	0,137	-0,059	0,062	1,000				
P12	0,123	0,085	0,171	0,182	0,296	0,148	0,248	0,263	0,339	-0,096	0,123	1,000			
P13	0,194	0,284	0,110	0,060	0,229	0,211	0,295	0,245	0,408	0,009	0,105	0,233	1,000		
P14	0,123	0,085	0,171	0,182	0,296	0,005	0,248	-0,043	0,194	-0,096	0,349	0,459	0,382	1,000	
P15	-0,088	0,014	0,098	-0,057	0,129	0,055	0,054	-0,110	-0,035	-0,124	0,212	0,003	0,123	0,169	1,000

Tabela 12: Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15 - CDR 1

Itens	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15
P01	1,000														
P02	0,213	1,000													
P03	0,228	0,269	1,000												
P04	0,392	0,300	0,270	1,000											
P05	0,325	-0,015	0,028	0,355	1,000										
P06	0,075	0,115	0,379	0,212	0,110	1,000									
P07	0,363	0,160	0,226	0,220	0,478	0,172	1,000								
P08	0,308	0,045	0,286	0,083	0,193	0,021	0,195	1,000							
P09	0,099	0,236	0,037	0,041	0,124	0,116	0,067	0,117	1,000						
P10	0,028	0,183	0,182	0,114	-0,007	0,060	0,007	0,013	0,248	1,000					
P11	0,435	0,203	0,268	0,373	0,418	0,046	0,359	0,081	0,086	-0,035	1,000				
P12	0,276	0,297	0,151	0,314	0,405	0,075	0,517	0,155	0,262	0,105	0,435	1,000			
P13	0,286	0,160	0,226	0,220	0,402	0,025	0,409	0,342	0,067	0,007	0,104	0,209	1,000		
P14	0,328	0,302	0,188	0,143	-0,039	0,171	0,284	0,156	-0,008	-0,149	0,232	0,070	0,120	1,000	
P15	0,278	0,190	0,242	0,266	0,166	0,219	0,159	0,199	0,141	-0,114	0,251	0,278	0,159	0,298	1,000

Tabela 13: Matriz de Correlação de Pearson dos Itens da GDS-15 - CDR 2

Itens	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15
P01	1,000														
P02	0,389	1,000													
P03	-0,076	0,186	1,000												
P04	0,170	0,022	0,159	1,000											
P05	0,487	0,064	-0,101	0,162	1,000										
P06	0,490	0,083	-0,023	0,051	0,323	1,000									
P07	0,453	0,107	0,003	0,383	0,490	0,270	1,000								
P08	0,252	-0,102	0,076	0,454	0,288	0,202	0,263	1,000							
P09	0,308	0,087	-0,051	0,026	0,173	0,057	0,179	0,080	1,000						
P10	0,199	-0,041	0,195	0,088	0,037	0,195	-0,175	0,275	-0,088	1,000					
P11	0,355	-0,068	0,219	0,302	0,454	0,051	0,504	0,458	0,231	0,184	1,000				
P12	0,070	0,196	0,263	0,265	0,358	0,142	0,255	0,329	0,118	-0,033	0,220	1,000			
P13	0,291	0,236	0,204	0,092	0,182	0,438	0,190	0,433	0,154	0,029	0,192	0,242	1,000		
P14	0,473	0,196	-0,100	0,265	0,483	0,142	0,382	0,479	0,246	-0,033	0,419	0,427	0,104	1,000	
P15	0,122	0,160	0,377	0,290	0,135	0,150	0,158	0,392	0,069	0,087	0,168	0,204	0,032	0,204	1,000

### 4.3.2 Teste de Adequação por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson

O Teste de Esfericidade de Bartlett apresentou um valor-p de 0,0001 indicando significância estatística em todas as classificações CDR, o que permite concluir que a aplicação de um modelo fatorial pode ser aplicada a esses dados, uma vez que a matriz de correlação difere da matriz identidade. A Tabela 14 resume as informações do teste.



Tabela 14: Teste de Esfericidade de Bartlett por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson

Medidas	Classificação CDR		
	CDR 0,5	CDR 1	CDR 2
Estatística de Teste	179,952	181,994	187,713
Grau de Liberdade	105	105	105
Valor P	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001

### 4.3.3 Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson

Os valores do coeficientes de adequação KMO dos três grupos CDR estão apresentados na Tabela 15. Os grupos CDR 0,5 e CDR 2 apresentam valores situados em patamar classificado como grau inexpressivo de adequação para a aplicação do modelo fatorial, enquanto o grupo CDR 1 apresenta grau de adequação medíocre, segundo classificação apresentada por Maroco(2003) [2]. A baixa expressão do KMO, no entanto, não impede a continuidade do processo de análise fatorial.

Tabela 15: Critério de Kaiser Meyer-Olkin (KMO) por CDR com Base na Correlação de Pearson

Critério	Classificação CDR		
	CDR 0,5	CDR 1	CDR 2
Valor do KMO	0.572	0,696	0,560
Grau de Adequação	Inexpressiva	Medíocre	Inexpressiva

### 4.3.4 Estimação das Comunalidades por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson

Observou-se que a maioria das comunalidades, independente da classificação CDR (Tabela 16), são superiores a 0,6, o que indica condições para a aplicabilidade do modelo fatorial (HAIR *et al*, 2006) [46].

Tabela 16: Comunalidades por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson

Itens da GDS-15	Classificação CDR					
	CDR 0,5		CDR 1		CDR 2	
	Valor Inicial	Valor da Extração	Valor Inicial	Valor da Extração	Valor Inicial	Valor da Extração
P01	1,00	0,650	1,00	0,498	1,00	0,855
P02	1,00	0,708	1,00	0,622	1,00	0,787
P03	1,00	0,602	1,00	0,676	1,00	0,708
P04	1,00	0,603	1,00	0,506	1,00	0,477
P05	1,00	0,620	1,00	0,756	1,00	0,588
P06	1,00	0,811	1,00	0,675	1,00	0,711
P07	1,00	0,701	1,00	0,545	1,00	0,567
P08	1,00	0,647	1,00	0,696	1,00	0,741
P09	1,00	0,680	1,00	0,566	1,00	0,304
P10	1,00	0,755	1,00	0,647	1,00	0,803
P11	1,00	0,771	1,00	0,617	1,00	0,620
P12	1,00	0,650	1,00	0,625	1,00	0,606
P13	1,00	0,635	1,00	0,616	1,00	0,760
P14	1,00	0,745	1,00	0,692	1,00	0,617
P15	1,00	0,537	1,00	0,397	1,00	0,522

### 4.3.5 Critérios de Extração de Fatores por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson

Para os grupos CDR estudados, as Tabelas 17, 18 e 19 apresentam, para os autovalores iniciais, extração de cargas ao quadrados e cargas fatoriais rotacionadas, as seguintes informações: total da carga fatorial (autovalores), percentual explicado da variância e percentual acumulado da variância para cada um dos componentes (fatores) do processo da análise fatorial. Segundo o critério de Kaiser-Guttman para a extração de fatores (autovalores iniciais maiores ou iguais a 1, visualizáveis nos gráficos de declive das Figuras 7(a), 7(b) e 7(c)) verificam-se nas Tabelas 17, 18 e 19 a extração de seis fatores para o grupo CDR 0,5 e cinco fatores para cada um dos grupos CDR 1 e CDR 2.

Tabela 17: Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação de Pearson

Componentes	Autovalores Iniciais			Extração das Cargas ao Quadrado			Rotação de Cargas Quadradas		
	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada
1	3,532	23,548	23,548	3,532	23,548	23,548	2,360	15,731	15,731
2	1,741	11,608	35,156	1,741	11,608	35,156	1,793	11,951	27,682
3	1,478	9,853	45,009	1,478	9,853	45,009	1,710	11,403	39,085
4	1,213	8,086	53,095	1,213	8,086	53,095	1,658	11,054	50,140
5	1,138	7,588	60,683	1,138	7,588	60,683	1,373	9,156	59,296
6	1,013	6,751	67,435	1,013	6,751	67,435	1,221	8,139	67,435
7	0,897	5,978	73,413						
8	0,780	5,199	78,612						
9	0,684	4,557	83,169						
10	0,633	4,222	87,390						
11	0,574	3,825	91,215						
12	0,462	3,082	94,297						
13	0,405	2,702	96,998						
14	0,265	1,769	98,767						
15	0,185	1,233	100,000						

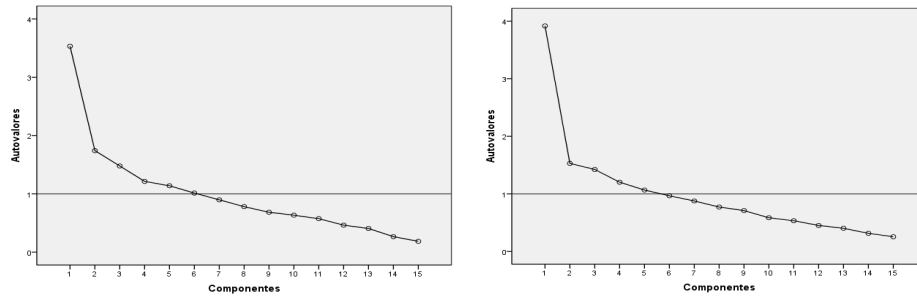
Tabela 18: Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 1 com Base na Correlação de Pearson

Componentes	Autovalores Iniciais			Extração das Cargas ao Quadrado			Rotação de Cargas Quadradas		
	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada
1	3,917	26,115	26,115	3,917	26,115	26,115	2,731	18,208	18,208
2	1,529	10,193	36,309	1,529	10,193	36,309	1,795	11,964	30,172
3	1,423	9,489	45,798	1,423	9,489	45,798	1,606	10,704	40,876
4	1,202	8,016	53,814	1,202	8,016	53,814	1,509	10,061	50,937
5	1,066	7,106	60,920	1,066	7,106	60,920	1,497	9,983	60,920
6	0,966	6,443	67,363						
7	0,876	5,841	73,204						
8	0,771	5,141	78,345						
9	0,709	4,730	83,074						
10	0,585	3,898	86,972						
11	0,533	3,551	90,523						
12	0,451	3,005	93,528						
13	0,401	2,667	96,205						
14	0,314	2,096	98,301						
15	0,255	1,699	100,000						

Tabela 19: Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 2 com Base na Correlação de Pearson de Pearson

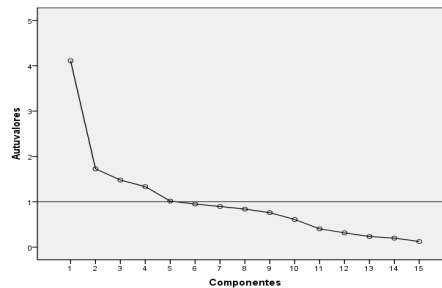
Componentes	Autovalores Iniciais			Extração das Cargas ao Quadrado			Rotação de Cargas Quadradas		
	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada
1	4,110	27,402	27,402	4,110	27,402	27,402	3,253	21,686	21,686
2	1,727	11,513	38,914	1,727	11,513	38,914	2,037	13,581	35,268
3	1,480	9,865	48,779	1,480	9,865	48,779	1,774	11,830	47,097
4	1,334	8,894	57,673	1,334	8,894	57,673	1,357	9,047	56,144
5	1,016	6,773	64,446	1,016	6,773	64,446	1,245	8,302	64,446
6	0,950	6,330	70,777						
7	0,897	5,981	76,757						
8	0,839	5,594	82,352						
9	0,761	5,076	87,428						
10	0,609	4,062	91,490						
11	0,404	2,693	94,182						
12	0,315	2,100	96,282						
13	0,235	1,564	97,846						
14	0,199	1,324	99,170						
15	0,125	0,830	100,000						

Figura 6: Gráfico de Declive para cada Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson



(a) CDR 0.5

(b) CDR 1



(c) CDR 2

### 4.3.6 Cargas fatoriais dos Itens nas Matrizes Rotacionadas e Não Rotacionadas por Grupo CDR com Base na Correlação de Pearson

As cargas fatoriais de cada um dos itens da GDS-15 para cada um dos grupos CDR nos diversos fatores extraídos encontram-se registradas nas Tabelas 20 e 21, constituindo a matriz não rotacionada de cargas fatoriais.

Tabela 20: Matriz de Componentes (Fatores) não Rotacionados do Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação de Pearson

Itens da GDS - 15	Componentes da CDR 0,5					
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5	Fator6
P01	0,562	-0,344	0,171	-0,201	0,232	0,304
P02	0,189	0,441	0,230	0,172	-0,073	0,625
P03	0,613	-0,392	0,124	-0,108	-0,200	-0,081
P04	0,533	-0,356	0,279	-0,083	0,263	-0,198
P05	0,679	0,025	-0,229	0,318	-0,057	0,043
P06	0,370	0,074	-0,064	0,740	-0,234	-0,251
P07	0,712	-0,199	-0,230	0,299	0,094	0,049
P08	0,525	-0,294	0,466	-0,062	0,220	0,121
P09	0,244	0,633	0,426	-0,115	0,001	-0,158
P10	-0,159	0,129	0,083	0,330	0,725	-0,268
P11	0,422	-0,093	0,542	-0,192	0,486	0,029
P12	0,542	-0,346	0,0,113	-0,223	-0,073	-0,411
P13	0,522	0,527	0,124	0,060	0,116	0,227
P14	0,526	0,407	-0,313	-0,402	0,007	-0,208
P15	0,130	0,167	-0,606	-0,096	-0,272	0,204

Tabela 21: Matrizes dos Componentes (Fatores) não Rotacionados dos Grupos CDR 1 e CDR 2 com Base na Correlação de Pearson

Itens da GDS - 15	Componentes da CDR 1					Itens da GDS - 15	Componentes da CDR 2				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5		Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P01	0,665	-0,087	-0,159	-0,010	0,153	P01	0,682	-0,398	0,313	-0,126	0,342
P02	0,451	0,494	0,127	-0,182	0,355	P02	0,253	-0,086	0,559	0,570	0,279
P03	0,498	0,475	-0,101	0,296	-0,324	P03	0,170	0,719	0,264	0,279	0,120
P04	0,603	0,080	0,064	-0,239	-0,275	P04	0,499	0,356	-0,316	0,020	-0,022
P05	0,586	-0,555	0,214	-0,010	-0,244	P05	0,679	-0,319	-0,136	-0,076	-0,020
P06	0,314	0,463	-0,087	0,052	-0,593	P06	0,463	-0,190	0,537	-0,343	-0,235
P07	0,673	-0,294	0,007	0,036	-0,064	P07	0,665	-0,245	-0,226	0,111	-0,033
P08	0,410	-0,068	-0,131	0,674	0,229	P08	0,674	0,346	-0,165	-0,303	-0,219
P09	0,263	0,238	0,544	0,042	0,377	P09	0,331	-0,318	-0,024	0,203	0,227
P10	0,096	0,369	0,684	0,174	-0,054	P10	0,157	0,378	0,262	-0,638	0,400
P11	0,635	-0,160	-0,029	-0,432	-0,032	P11	0,663	0,093	-0,335	-0,155	-0,188
P12	0,647	-0,165	0,330	-0,242	0,109	P12	0,524	0,220	-0,050	0,391	-0,357
P13	0,520	-0,275	-0,005	0,519	0,041	P13	0,475	0,048	0,512	-0,054	-0,516
P14	0,415	0,275	-0,578	-0,107	0,315	P14	0,698	-0,193	-0,257	0,145	0,075
P15	0,506	0,187	-0,298	-0,093	0,093	P15	0,410	0,509	0,034	0,194	0,235

Após a rotação dos fatores, as cargas fatoriais dos itens da GDS-15 extraídas estão apresentadas nas Tabelas 22 e 23, para os grupos CDR 0,5, CDR 1 e CDR 2, com os itens dispostos segundo a ordem decrescente das cargas fatoriais nos componentes, eliminadas as cargas menores que 0,5.

Tabela 22: Matriz de Componentes (Fatores) Rotacionados do Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação de Pearson

Itens da GDS - 15	Componentes da CDR 0,5					
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5	Fator 6
P08	0,755					
P01	0,713					
P03	0,671					
P04	0,654					
P12		0,764				
P09		0,686				
P14		0,684				
P06			0,884			
P05			0,622			
P07			0,587			
P11				0,858		
P02					0,829	
P13					0,616	
P10						-0,834
P15						0,534

Tabela 23: Matrizes dos Componentes (Fatores) Rotacionados dos Grupos CDR 1 e CDR2 com Base na Correlação de Pearson

Itens da GDS - 15	Componentes da CDR 1					Itens da GDS - 15	Componentes da CDR 2				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5		Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P05	0,791					P14	0,758				
P11	0,710					P05	0,725				
P12	0,695					P07	0,719				
P07	0,633					P11	0,674				
P04	0,561					P01	0,646				
P01						P09					
P14		0,814				P03		0,791			
P15		0,537				P15		0,681			
P08			0,811			P04					
P04			0,722			P12					
P09				0,732		P13			0,844		
P10				0,699		P06			0,772		
P02				0,559		P02				0,828	
P06					0,814	P08					
P03					0,724	P10					0,848

## 4.4 Análise Fatorial Exploratória para Amostra Total com Base na Correlação Tetracórica

Considerando que os itens da escala GDS-15 são apresentados em escala binária (Sim e Não) buscou-se analisar as correlações por meio de métodos apropriados para variáveis dicotômicas, segundo orientação de (BARTOLOMEW, KNOTT e MOUSTAKI 2011) [55]. Dessa forma o presente estudo avalia a aplicação do coeficiente tetracórico em substituição ao coeficiente de correlação de Pearson no processo da análise fatorial.

### 4.4.1 Matriz de Correlação Tetracórica dos Itens da GDS-15

Com o intuito de estudar exploratoriamente a estrutura de associação entre as 15 variáveis foi calculada a matriz de correlações apresentada na Tabela 24. Observa-se que existem correlações de fraca à moderada e positivas na maioria das variáveis, no entanto mais fortes do que as correlações avaliadas pelo coeficiente de Pearson. Observa-se assim que as correspondentes correlações são mais expressivas na Tabela 24 do que na Tabela 4.

Tabela 24: Matriz de Correlação Tetracórica dos Itens da GDS-15

Itens	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15
P01	1,000														
P02	0,330	1,000													
P03	0,351	0,220	1,000												
P04	0,442	0,203	0,483	1,000											
P05	0,563	0,118	0,097	0,422	1,000										
P06	0,255	0,137	0,295	0,240	0,399	1,000									
P07	0,563	0,221	0,452	0,423	0,701	0,402	1,000								
P08	0,529	0,058	0,441	0,425	0,343	0,140	0,434	1,000							
P09	0,218	0,296	0,080	0,016	0,224	0,122	0,034	0,167	1,000						
P10	0,032	0,065	0,115	0,019	-0,029	0,110	-0,078	0,109	0,169	1,000					
P11	0,653	0,041	0,438	0,458	0,701	0,072	0,708	0,370	0,131	0,121	1,000				
P12	0,311	0,419	0,358	0,401	0,579	0,191	0,581	0,408	0,517	0,047	0,492	1,000			
P13	0,415	0,384	0,311	0,213	0,444	0,313	0,528	0,535	0,340	0,023	0,257	0,382	1,000		
P14	0,520	0,426	0,206	0,293	0,371	0,200	0,483	0,341	0,316	-0,150	0,534	0,495	0,317	1,000	
P15	0,188	0,200	0,381	0,247	0,251	0,225	0,197	0,218	0,111	-0,096	0,411	0,317	0,190	0,403	1,000



## 4.4.2 Teste de Adequação com Base na Correlação Tetracórica

### 4.4.2.1 Teste de Esfericidade de Bartlett com Base na Correlação Tetracórica

O teste de Esfericidade de Bartlett resumido na (Tabela 25), indicou significância estatística ( $p < 0,05$ ) para a continuidade do processo da análise fatorial. Este resultado indica que a matriz de correlação difere de uma matriz identidade, explicitando que o modelo fatorial é apropriado.

Tabela 25: Teste de Esfericidade de Bartlett com Base na Correlação Tetracórica

Estatística de Teste	Grau de Liberdade	Valor-P
2743,46	105	0,0001

### 4.4.2.2 Critério de adequação de Kaiser-Meyer-Miller(KMO) com Base na Correlação Tetracórica

Os valores do coeficientes de adequação KMO estão apresentados na (Tabela 35). Não foi possível encontrar uma solução para a adequação da análise do KMO que produzisse valores satisfatórios para o critério de adequação por meios categóricos. Por esse motivo aceitou-se como válida a continuidade da análise.

Tabela 26: Critério de adequação de Kaiser-Meyer-Miller(KMO) com Base na Correlação Tetracórica

Valor do KMO	Grau de Adequação
0,11	Insatisfatório

## 4.4.3 Estimação das Comunalidades com Base na Correlação Tetracórica

Analisou-se que a maioria das comunalidades (Tabela 27) apresentou valores acima de 0,5 em todos os itens, indicando que a variabilidade das variáveis originais é explicada pelos fatores comuns.

Tabela 27: Estimação das Comunalidades com Base na Correlação Tetracórica

Itens da GDS-15	Valor Inicial	Valor da Extração
P01	1,00	0,604
P02	1,00	0,648
P03	1,00	0,802
P04	1,00	0,549
P05	1,00	0,844
P06	1,00	0,754
P07	1,00	0,808
P08	1,00	0,529
P09	1,00	0,740
P10	1,00	0,757
P11	1,00	0,890
P12	1,00	0,675
P13	1,00	0,627
P14	1,00	0,701
P15	1,00	0,604

#### 4.4.4 Critérios de Extração de Fatores com Base na Correlação Tetracórica

Observa-se que os 15 itens da escala GDS-15 na Tabela 28 com seus respectivos autovalores iniciais e o percentual da variância de cada item são apresentados em ordem crescente de autovalores, indicando que os 5 primeiros são maiores do que 1 com base no critério de Kaiser-Guttman, explicando 70,217% da variância explicada, como apresentando nas três colunas seguintes na extração das cargas.

Após a rotação com vistas de otimizar a estrutura fatorial e explicitando a importância relativa (equalização) dos fatores remanescentes, observa-se que os primeiros componentes apresentaram autovalores maiores do que 1, conforme visualizado no gráfico de declive (Figura 7) indicando a quantidade de fatores a serem extraídos.

Tabela 28: Total da Variância Explicada com Base na Correlação Tetracórica

Componentes	Autovalores Iniciais			Extração das Cargas ao Quadrado			Rotação de Cargas Quadradas		
	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada
1	5,606	37,370	37,370	5,606	37,370	37,370	3,747	24,982	24,982
2	1,498	9,988	47,358	1,498	9,988	47,358	2,144	14,295	39,278
3	1,250	8,333	55,691	1,250	8,333	55,691	1,222	8,144	47,422
4	1,142	7,615	63,306	1,142	7,615	63,306	1,977	13,181	60,603
5	1,037	6,911	70,217	1,037	6,911	70,217	1,442	9,614	70,217
6	0,940	6,264	76,481						
7	0,807	5,380	81,860						
8	0,713	4,756	86,617						
9	0,604	4,028	90,644						
10	0,511	3,406	94,050						
11	0,441	2,942	96,992						
12	0,292	1,946	98,939						
13	0,093	0,618	99,557						
14	0,066	0,443	100,000						
15	0,000	0,000	100,000						

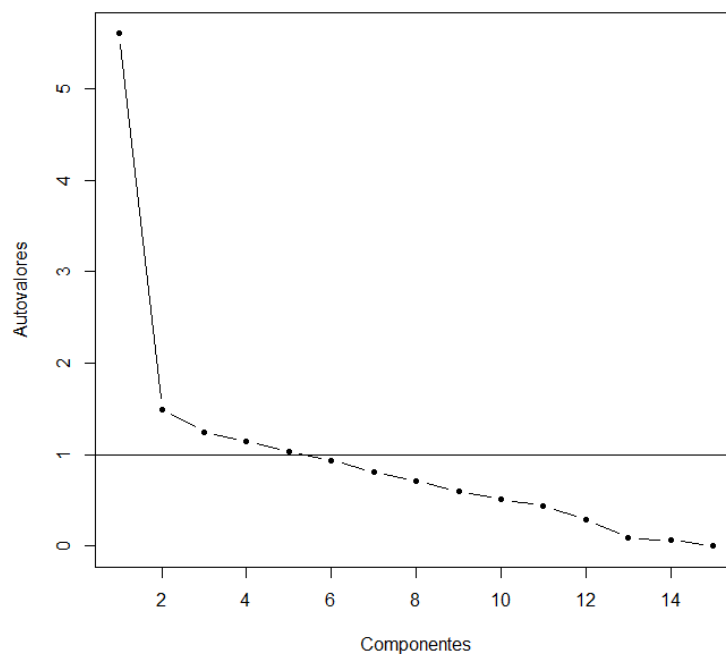


Figura 7: Gráfico de Declive para Amostra Total com Base na Correlação Tetracórica

#### 4.4.5 Cargas fatoriais dos Itens nas Matrizes Rotacionadas e não Rotacionadas com Base na Correlação Tetracórica

Após a aplicação do método de análise fatorial via componentes principais são geradas as cargas fatoriais apresentadas na (Tabela 29) indicando a participação de cada item da GDS-15 no fator. Entretanto, não consegue-se identificar com clareza quais variáveis pertencem à determinados fatores, logo aplicamos o método de rotação Varimax e obtém-se uma matriz de cargas fatoriais rotacionadas com uma reorganização do itens em cada fator apresentados na (Tabela 30) ordenados da maior para a menor carga fatorial, de modo, a explicar as relações de formar mais clara.

Vale ressaltar que o fator 2 da correlação tetracórica é parecido com o fator 3 da correlação de Pearson, porém a correlação tetracórica obtém cargas e autovalores maiores.

Tabela 29: Matriz de Componentes (Fatores) não Rotacionados com Base na Correlação Tetracórica

Itens da GDS - 15	Componentes				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P01	-0,750	-0,110	-0,009	0,152	-0,085
P02	-0,421	0,604	-0,074	-0,291	0,126
P03	-0,576	-0,165	0,428	-0,510	-0,003
P04	-0,615	-0,301	0,173	-0,215	-0,062
P05	-0,748	-0,166	-0,198	0,459	0,090
P06	-0,427	0,011	0,249	0,031	0,713
P07	-0,813	-0,260	-0,085	0,194	0,188
P08	-0,636	-0,110	0,310	0,022	-0,124
P09	-0,362	0,731	0,017	0,177	-0,209
P10	-0,047	0,206	0,757	0,197	-0,317
P11	-0,769	-0,350	-0,114	0,114	-0,389
P12	-0,739	0,299	-0,101	0,033	-0,169
P13	-0,635	0,270	0,142	0,154	0,326
P14	-0,676	0,183	-0,421	-0,148	-0,108
P15	-0,469	-0,029	-0,183	-0,591	-0,035

Tabela 30: Matriz de Componentes (Fatores) Rotacionados com Base na Correlação Tetracórica

Itens da GDS-15	Componentes				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P11	-0,866				
P05	-0,856				
P07	-0,775				
P01	-0,699				
P08	-0,503				
P09		0,797			
PD2		0,728			
P12		0,590			
P14		0,539			
P10			0,865		
P03				-0,821	
P04				0,564	
P15				-0,645	
P06					0,843
P13					0,557

## 4.5 Análise Fatorial Exploratória por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

### 4.5.1 Matriz de correlações Tetracóricas por Grupo CDR

Com a finalidade de encontrar relações entre as variáveis, obtém-se correlações tetracóricas entre as variáveis segundo os grupos da classificação CDR. No grupo CDR 0,5 as relações estão de fraco a moderado com máxima de 0,699 entre a P05 e a P07. Já na CDR 1 as correlações entre os itens da GDS-15 apresentou um valor máximo de 0,711 e na classificação CDR 2 apresenta associações com máxima de 0,720. Desse modo em todos os grupos, as correlações variam de insignificantes até moderadas. Em comparação com Pearson tem relações significantes onde a tetracórica identifica relações mais fortes entre os itens.

Tabela 31: Matriz de Correlação Tetracórica dos Itens da GDS-15 - CDR 0.5

Itens	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15
P01	1,000														
P02	0,047	1,000													
P03	0,567	-0,056	1,000												
P04	0,403	0,013	0,680	1,000											
P05	0,472	0,277	0,320	0,451	1,000										
P06	0,024	0,042	0,248	0,188	0,587	1,000									
P07	0,484	0,139	0,612	0,401	0,699	0,488	1,000								
P08	0,611	0,098	0,500	0,518	0,300	0,112	0,411	1,000							
P09	0,053	0,327	0,096	0,064	0,098	0,138	-0,147	0,128	1,000						
P010	-0,221	-0,035	-0,233	-0,190	-0,175	0,026	-0,063	-0,007	0,099	1,000					
P011	0,504	-0,148	0,321	0,109	0,549	0,005	0,637	0,233	-0,130	0,117	1,000				
P012	0,273	0,209	0,394	0,424	0,585	0,323	0,488	0,475	0,597	-0,225	0,305	1,000			
P013	0,293	0,450	0,198	0,107	0,377	0,300	0,410	0,322	0,568	0,012	0,235	0,522	1,000		
P014	0,260	0,201	0,351	0,348	0,546	0,053	0,486	-0,016	0,410	-0,216	0,557	0,652	0,581	1,000	
P015	-0,147	0,021	0,143	-0,089	0,207	0,092	0,114	-0,194	-0,049	-0,213	0,386	0,008	0,191	0,345	1,000

Tabela 32: Matriz de Correlação Tetracórica dos Itens da GDS-15 - CDR 1

Itens	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15
P01	1,000														
P02	0,371	1,000													
P03	0,374	0,410	1,000												
P04	0,589	0,500	0,421	1,000											
P05	0,500	-0,030	0,082	0,533	1,000										
P06	0,114	0,189	0,523	0,323	0,147	1,000									
P07	0,544	0,279	0,338	0,339	0,668	0,263	1,000								
P08	0,470	0,080	0,412	0,128	0,280	0,043	0,305	1,000							
P09	0,170	0,378	0,068	0,070	0,215	0,179	0,109	0,186	1,000						
P10	0,042	0,300	0,269	0,177	-0,022	0,101	0,007	0,025	0,396	1,000					
P11	0,711	0,385	0,451	0,654	0,643	0,133	0,647	0,193	0,189	-0,058	1,000				
P12	0,431	0,502	0,255	0,479	0,599	0,113	0,702	0,232	0,445	0,166	0,697	1,000			
P13	0,434	0,260	0,322	0,334	0,559	0,055	0,581	0,514	0,102	0,019	0,248	0,325	1,000		
P14	0,514	0,569	0,335	0,236	-0,043	0,269	0,429	0,241	-0,010	-0,251	0,409	0,141	0,190	1,000	
P15	0,447	0,369	0,408	0,433	0,268	0,369	0,270	0,334	0,256	-0,195	0,479	0,435	0,263	0,468	1,000

Tabela 33: Matriz de Correlação Tetracórica de Itens da GDS-15 - CDR 2

Itens	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10	P11	P12	P13	P14	P15
P01	1,000														
P02	0,518	1,000													
P03	-0,091	0,253	1,000												
P04	0,255	0,033	0,246	1,000											
P05	0,642	0,105	-0,122	0,267	1,000										
P06	0,609	0,186	-0,042	0,089	0,487	1,000									
P07	0,623	0,172	0,012	0,582	0,737	0,412	1,000								
P08	0,367	-0,107	0,167	0,640	0,465	0,363	0,406	1,000							
P09	0,500	0,161	-0,071	0,043	0,301	0,108	0,363	0,165	1,000						
P10	0,271	-0,080	0,271	0,133	0,052	0,257	-0,252	0,391	-0,139	1,000					
P11	0,518	-0,061	0,339	0,551	0,658	0,155	0,663	0,668	0,375	0,325	1,000				
P12	0,164	0,306	0,386	0,415	0,522	0,208	0,378	0,479	0,197	-0,056	0,408	1,000			
P13	0,437	0,330	0,291	0,162	0,277	0,594	0,341	0,515	0,254	0,092	0,322	0,401	1,000		
P14	0,626	0,297	-0,143	0,436	0,720	0,207	0,605	0,612	0,470	-0,017	0,601	0,601	0,219	1,000	
P15	0,205	0,229	0,514	0,453	0,196	0,212	0,278	0,508	0,102	0,161	0,326	0,361	0,102	0,341	1,000

## 4.5.2 Teste de Adequação por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

### 4.5.2.1 Teste de Esfericidade de Bartlett por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

O Teste de Esfericidade de Bartlett (Tabela 34) apresentou um valor crítico elevado em todas as classificações CDR, indicando significância estatística em ambos o grupos. Logo, tem-se evidências para concluir que a matriz de correlação difere da matriz identidade, permitindo a aplicação do modelo fatorial em todas as classificações CDR.

Tabela 34: Teste de Esfericidade de Bartlett por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

Medidas	Classificação CDR		
	CDR 0,5	CDR 1	CDR 2
Estatística de Teste	8621,259	4872,468	8801,557
Grau de Liberdade	105	105	105
Valor P	< 0,0001	< 0,0001	< 0,0001

#### 4.5.2.2 Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

Os valores do coeficientes de adequação KMO estão apresentados na (Tabela 35). Não foi possível encontrar-se um solução para a adequação da análise do KMO que produzisse valores satisfatórios para o critério de adequação por meios categóricos. Por esse motivo aceitou-se como válida a continuidade da análise.

Tabela 35: Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

Critérios	Classificação CDR		
	CDR 0,5	CDR 1	CDR 2
Valor do KMO	0,22	0,37	0,40
Grau de Adequação	-	-	-

#### 4.5.3 Comunalidades por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

Observou-se que todos os elementos da GDS-15 apresentaram comunalidades (Tabela 36) superiores a 0,5 indicando uma alta proporção de variância comum dentro das variáveis em todos os grupos das classificações CDR.

Tabela 36: Comunalidades por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

Itens da GDS - 15	Classificação CDR					
	CDR 0,5		CDR 1		CDR 2	
	Valor Inicial	Valor da Extração	Valor Inicial	Valor da Extração	Valor Inicial	Valor da Extração
P01	1,00	0,735	1,00	0,677	1,00	0,852
P02	1,00	0,511	1,00	0,836	1,00	0,796
P03	1,00	0,705	1,00	0,796	1,00	0,829
P04	1,00	0,693	1,00	0,681	1,00	0,660
P05	1,00	0,800	1,00	0,934	1,00	0,765
P06	1,00	0,919	1,00	0,755	1,00	0,741
P07	1,00	0,853	1,00	0,691	1,00	0,761
P08	1,00	0,762	1,00	0,827	1,00	0,819
P09	1,00	0,813	1,00	0,661	1,00	0,507
P10	1,00	0,797	1,00	0,794	1,00	0,778
P11	1,00	0,972	1,00	0,848	1,00	0,782
P12	1,00	0,749	1,00	0,811	1,00	0,637
P13	1,00	0,751	1,00	0,706	1,00	0,616
P14	1,00	0,857	1,00	0,864	1,00	0,797
P15	1,00	0,684	1,00	0,546	1,00	0,577



#### 4.5.4 Critérios para Extração de Fatores por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

Observa-se que os componentes apresentados através dos itens da GDS-15 apresentam os autovalores iniciais e o percentual da variância de cada componente em todas as classificações CDR, apresentados em ordem crescente dos autovalores. Com base no critério de Kaiser-Guttman à CDR 0,5 (Tabela 37) e a CDR 1 (Tabela 38) indicam uma extração de 5 fatores em ambas as classificações com autovalores maiores que 1, explicando na CDR 0,5 76,652% da variância explicada na CDR 1 76,177% como ilustrado na CDR 0,5 (Figura 9(a)) e a CDR 1 (Figura 9(b)). Já na CDR 2 (Tabela 39), os 4 primeiros componentes apresentaram autovalores maiores 1, com 72,106% da variância explicada, visualizável na (Figura 9(c)).

Tabela 37: Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação Tetracórica

Componentes	Autovalores Iniciais			Extração das Cargas ao Quadrado			Rotação de Cargas Quadradas		
	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada
1	5,172	34,482	34,482	5,172	34,482	34,482	3,293	21,953	21,953
2	2,078	13,853	48,335	2,078	13,853	48,335	2,597	17,313	39,266
3	1,757	11,716	60,050	1,757	11,716	60,050	2,415	16,100	55,366
4	1,284	8,559	68,609	1,284	8,559	68,609	1,335	8,898	64,264
5	1,206	8,043	76,652	1,206	8,043	76,652	1,858	12,387	76,652
6	0,942	6,278	82,930						
7	0,715	4,766	87,697						
8	0,643	4,288	91,985						
9	0,480	3,197	95,182						
10	0,413	2,752	97,934						
11	0,310	2,066	100,000						
12	0,000	0,000	100,000						
13	0,000	0,000	100,000						
14	0,000	0,000	100,000						
15	0,000	0,000	100,000						

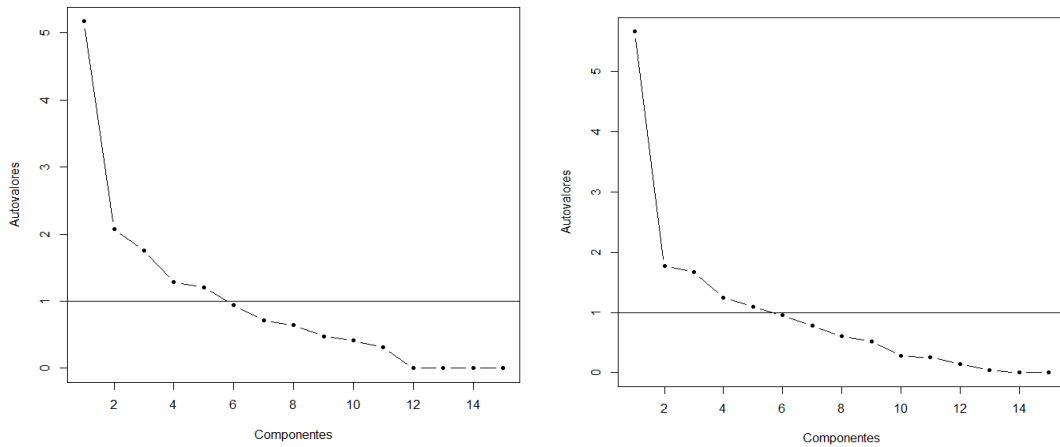
Tabela 38: Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 1 com Base na Correlação Tetracórica

Componentes	Autovalores Iniciais			Extração das Cargas ao Quadrado			Rotação de Cargas Quadradas		
	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada
1	5,656	37,706	37,706	5,656	37,706	37,706	3,703	24,689	24,689
2	1,767	11,781	49,488	1,767	11,781	49,488	2,334	15,557	40,246
3	1,664	11,093	60,581	1,664	11,093	60,581	1,801	12,007	52,254
4	1,250	8,330	68,911	1,250	8,330	68,911	1,868	12,451	64,704
5	1,090	7,266	76,177	1,090	7,266	76,177	1,721	11,472	76,177
6	0,952	6,347	82,524						
7	0,777	5,183	87,707						
8	0,609	4,062	91,769						
9	0,520	3,465	95,234						
10	0,281	1,876	97,110						
11	0,255	1,701	98,811						
12	0,139	0,928	99,739						
13	0,039	0,261	100,000						
14	0,000	0,000	100,000						
15	0,000	0,000	100,000						

Tabela 39: Total da Variância Explicada para o Grupo CDR 2 com Base na Correlação Tetracórica

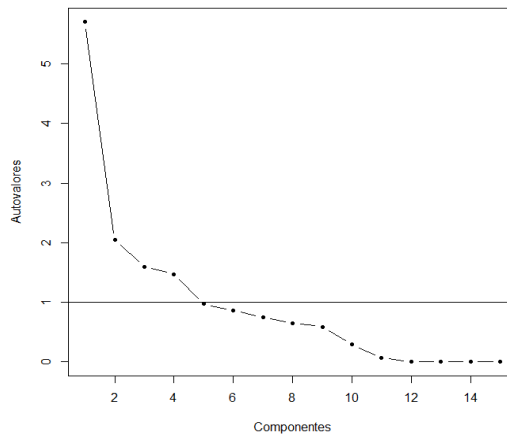
Componentes	Autovalores Iniciais			Extração das Cargas ao Quadrado			Rotação de Cargas Quadradas		
	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada	Total	%Variância	%Acumulada
1	5,702	38,015	38,015	5,702	38,015	38,015	4,277	28,516	28,516
2	2,043	13,620	51,635	2,043	13,620	51,635	2,465	16,435	44,951
3	1,599	10,659	62,294	1,599	10,659	62,294	2,369	15,794	60,746
4	1,472	9,812	72,106	1,472	9,812	72,106	1,704	11,3605	72,106
5	0,972	6,479	78,585						
6	0,861	5,740	84,325						
7	0,748	4,984	89,309						
8	0,655	4,364	93,673						
9	0,589	3,926	97,599						
10	0,291	1,940	99,539						
11	0,069	0,461	100,000						
12	0,000	0,000	100,000						
13	0,000	0,000	100,000						
14	0,000	0,000	100,000						
15	0,000	0,000	100,000						

Figura 8: Gráfico de Declive para cada Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica



(a) CDR 0.5

(b) CDR 1



(c) CDR 2

### 4.5.5 Cargas fatoriais dos Itens da GDS-15 nas Matrizes Rotacionadas e não Rotacionadas por Grupo CDR com Base na Correlação Tetracórica

Após a aplicação do método de extração, apresenta-se as cargas fatoriais, demonstrando a participação de cada item com seu respectivo fator (Tabelas 40 e 41) para cada grupo CDR, onde, cada uma das matrizes são organizadas em ordem dos itens da GDS-15 para cada um dos grupos da classificação CDR. E observa-se a diferença no grau de importância dos itens de acordo com o grau de demência do indivíduo.

Tabela 40: Matriz de Componentes (Fatores) não Rotacionados do Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação Tetracórica

Itens da GDS-15	Componentes da CDR 0,5				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P01	-0,647	-0,393	-0,220	0,110	0,319
P02	-0,246	0,566	-0,168	-0,034	-0,036
P03	-0,692	-0,391	-0,142	0,204	-0,106
P04	-0,611	-0,327	-0,343	0,203	-0,232
P05	-0,807	0,003	0,210	-0,239	-0,219
P06	-0,427	0,098	0,030	-0,584	-0,620
P07	-0,807	-0,256	0,196	-0,307	-0,052
P08	-0,577	-0,287	-0,548	-0,076	0,201
P09	-0,316	0,747	-0,350	0,129	0,128
P10	0,209	0,110	-0,083	-0,707	0,483
P11	-0,589	-0,269	0,544	-0,119	0,493
P12	-0,777	0,317	-0,172	0,109	-0,053
P13	-0,628	0,562	-0,029	-0,087	0,179
P14	-0,708	0,333	0,357	0,308	0,148
P15	-0,184	0,130	0,759	0,211	-0,112

Tabela 41: Matrizes dos Componentes (Fatores) não Rotacionados dos Grupos CDR 1 e CDR 2 com Base na Correlação Tetracórica

Itens da GDS-15	Componentes da CDR 1					Itens da GDS-15	Componentes da CDR 2			
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5		Fator1	Fator2	Fator3	Fator4
PD1	-0,788	0,119	0,144	0,019	0,145	P01	-0,754	0,392	0,303	-0,196
P02	-0,591	-0,562	-0,078	-0,183	0,362	P02	-0,308	0,150	0,640	0,519
P03	-0,600	-0,439	0,123	0,348	-0,327	P03	-0,218	-0,763	0,306	0,325
P04	-0,719	-0,074	-0,066	-0,251	-0,301	P04	-0,613	-0,381	-0,364	0,078
P05	-0,654	0,614	-0,255	-0,061	-0,246	P05	-0,785	0,325	-0,168	-0,124
P06	-0,375	-0,459	0,107	0,079	-0,622	P06	-0,534	0,185	0,508	-0,404
P07	-0,766	0,319	0,000	-0,004	-0,048	P07	-0,787	0,277	-0,220	0,130
P08	-0,481	0,140	0,108	0,717	0,225	P08	-0,762	-0,352	-0,176	-0,290
P09	-0,340	-0,267	-0,600	0,033	0,336	P09	-0,450	0,419	-0,027	0,167
P10	-0,108	-0,421	-0,743	0,219	-0,072	P10	-0,187	-0,480	0,232	-0,677
P11	-0,825	0,162	0,036	-0,371	-0,039	P11	-0,795	-0,180	-0,305	-0,154
P12	-0,753	0,133	-0,369	-0,267	0,136	P12	-0,646	-0,198	-0,010	0,424
P13	-0,593	0,333	-0,015	0,489	0,062	P13	-0,567	-0,022	0,539	-0,065
P14	-0,528	-0,304	0,623	-0,087	0,311	P14	-0,806	0,246	-0,258	0,143
P15	-0,644	-0,187	0,302	-0,059	0,044	P15	-0,508	-0,510	0,039	0,239

Porém a identificação da relação do itens com os fatores não fica muito claro com a matriz não rotacionada, logo aplica-se a rotação. Para esse contexto optou-se pela rotação

Varimax para cada CDR, de forma, a reorganizar os itens em cada fator como apresentado nas (Tabelas 42 e 43) ordenados da maior para a menor carga em cada fator, eliminando as cargas menores que 0,5. Com relação a Pearson observa-se que as cargas fatoriais com as correlações tetracóricas são maiores obtendo-se um poder de explicação mais forte.

Tabela 42: Matriz de Componentes (Fatores) Rotacionados do Grupo CDR 0,5 com Base na Correlação Tetracórica

Itens da GDS - 15	Componentes da CDR 0,5				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P08	-0,834				
P01	-0,815				
P03	-0,727				
P04	-0,714				
P09		0,891			
P13		0,766			
P12		0,651			
P02		0,624			
P11			0,886		
P14			0,681		
P15			0,671		
P10				-0,882	
P05					-0,638
P06					-0,947
P07					-0,568

Tabela 43: Matrizes dos Componentes (Fatores) Rotacionados dos Grupos CDR 1 e CDR 2 com Base na Correlação Tetracórica

Itens da GDS-15	Componentes da CDR 1					Itens da GDS-15	Componentes da CDR 2			
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5		Fator1	Fator2	Fator3	Fator4
P05	-0,895					P14	-0,862			
P11	-0,827					P07	-0,839			
P07	-0,722					P05	-0,817			
P12	-0,769					P11	-0,715			
P04	-0,653					P08	-0,561			
P01	-0,567					P04	-0,538			
P02		-0,702				P09	-0,526			
P14		-0,886				P03		-0,873		
P15		-0,573				P12		-0,609		
P09			-0,780			P15		-0,714		
P10			-0,812			P01			0,712	
P08				0,886		P02			0,592	
P13				0,740		P06			0,790	
P03					-0,748	P13			0,708	
P06					-0,855	P10				-0,793

## 4.6 Discussão

É usual no método da Análise Fatorial Exploratória a utilização do coeficiente de correlação de Pearson. Ocorre que quando as variáveis são dicotômicas, mormente assumindo valores 0 e 1 (correspondentes à situações categóricas dicotômicas e contraditórias), há na literatura, orientações (veja-se BARTOLOMEW, KNOTT e MOUSTAKI, 2011)[55] de que tal coeficiente seja substituído por um coeficiente apropriado a esse tipo de variáveis. Dessa forma, a opção pelo coeficiente de correlação tetracórico mostrou um ganho médio de correlação de 167,0% ( $\pm 8,1\%$ ), com ganho mínimo de 16,5%, máximo de 256,3% e mediano de 166,7%.

Dessa forma, o coeficiente de Correlação tetracórico foi o coeficiente a ser considerado na análise. A manutenção do desenvolvimento do coeficiente de correlação de Pearson deveu-se à possibilidade de ser explicitada a comparação entre os resultados dos dois.

Os ganhos nos segmentos da amostra estratificada foram semelhantes ao da amostra total:

Tabela 44: Ganhos da Utilização do Coeficiente Tetracórico em relação ao Coeficiente de Pearson nos segmentos da Amostra Total e Estratificada por Grupos CDR

Segmento	Ganho Médio	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	Mediana
CDR 0,5	179,0	90,3	37,2	1060,0	162,5
CDR 1	168,1	32,2	100,0	314,3	160,2
CDR 2	161,4	47,5	112,0	400,0	152,0

A avaliação da adequação da amostra mostrou que para o Teste de Esfericidade de Bartlett, todos os resultados (amostra integral e estratos, utilizando o coeficiente de Pearson ou o coeficiente tetracórico) mostraram que a amostra foi apropriada para a aplicação da técnica de análise fatorial.

Tabela 45: Comparação dos Coeficientes de Correlação no Teste de Esfericidade de Bartlett

Coeficiente utilizado	Amostra	Estatística de teste	Graus de liberdade	Valor-p	Decisão para Aplicação
Pearson	Global	378,511	105	<0,0001	Apropriada
	CDR 0,5	179,952	105	<0,0001	Apropriada
	CDR 1	181,994	105	<0,0001	Apropriada
	CDR 2	187,713	105	<0,0001	Apropriada
Tetracórico	Global	2743,460	105	<0,0001	Apropriada
	CDR 0,5	8621,259	105	<0,0001	Apropriada
	CDR 1	4872,468	105	<0,0001	Apropriada
	CDR 2	8801,557	105	<0,0001	Apropriada

Pelo critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), segundo a classificação apresentada em Maroco (2003), somente com o coeficiente de Pearson ocorrendo acima de 0,5 haveria possibilidade de continuidade do processo de análise fatorial. Ocorre que não foi encontrada na literatura atual qualquer classificação para o KMO com outro coeficiente de correlação que não o de Pearson. Por esse motivo, optou-se por aceitar os valores de KMO para a Correlação Tetracórica e avançar no processo de análise.

Tabela 46: Comparação dos Coeficientes de Correlação no Critério de Adequação de Kaiser(KMO)

Coeficiente utilizado	Amostra	Índice KMO	Qualidade do Índice (*)
Pearson	Global	0,780	Razoável
	CDR 0,5	0,572	Inexpressiva
	CDR 1	0,696	Medíocre
	CDR 2	0,560	Inexpressiva
Tetracórico	Global	0,110	Inaceitável
	CDR 0,5	0,220	Inaceitável
	CDR 1	0,370	Inaceitável
	CDR 2	0,400	Inaceitável

A estimação das comunalidades pelo r de Pearson indica que poucos itens apresentam valores menores do que 0,5, o que indicaria que a variabilidade das variáveis originais teria problema pra explica-las pelos fatores comuns extraídos. O coeficiente tetracórico, no entanto, não apresenta valores menores do que 0,5. Como observa-se na Tabela 47.



Tabela 47: Comparação dos Coeficientes de Correlação na Extração das Comunalidades

Itens da GDS - 15	Coeficiente r de Pearson				Coeficiente Tetracórico			
	Amostra Global	CDR-0,5	CDR1	CDR 2	Amostra Global	CDR-0,5	CDR1	CDR 2
P01	0,435	0,65	0,498	0,855	0,604	0,735	0,677	0,852
P02	0,515	0,708	0,622	0,787	0,648	0,511	0,836	0,796
P03	0,67	0,602	0,676	0,708	0,802	0,705	0,796	0,829
P04	0,438	0,603	0,506	0,477	0,549	0,693	0,681	0,66
P05	0,663	0,62	0,756	0,588	0,844	0,8	0,934	0,765
P06	0,572	0,811	0,675	0,711	0,754	0,919	0,755	0,741
P07	0,622	0,701	0,545	0,567	0,808	0,853	0,691	0,761
P08	0,417	0,647	0,696	0,741	0,529	0,762	0,827	0,819
P09	0,626	0,68	0,566	0,304	0,740	0,813	0,661	0,507
P10	0,703	0,755	0,647	0,803	0,757	0,797	0,794	0,778
P11	0,662	0,771	0,617	0,62	0,89	0,972	0,848	0,782
P12	0,459	0,65	0,625	0,606	0,675	0,749	0,811	0,637
P13	0,511	0,635	0,616	0,76	0,627	0,751	0,706	0,616
P14	0,522	0,745	0,692	0,617	0,701	0,857	0,864	0,797
P15	0,534	0,537	0,397	0,522	0,604	0,684	0,546	0,577

A quantidade de fatores extraídos nas duas alternativas de tratamento (r de Pearson e Correlação Tetracórica), na amostra global e nas segmentadas por CDR, foi igual a cinco fatores, exceção feita para a o grupo CDR 0,5 na solução r de Pearson e para o grupo CDR 2 na solução Tetracórica.

Tabela 48: Comparação dos Coeficientes de Correlação na Quantidade de Componentes (Fatores) Extraídos

Coeficiente Utilizado	Amostra	Quantidade de Fatores Extraídos
Pearson	Global	5
	CDR 0,5	6
	CDR 1	5
	CDR 2	5
Tetracórico	Global	5
	CDR 0,5	5
	CDR 1	5
	CDR 2	4

As matrizes de componentes dos fatores extraídos antes do processo de rotação apresentaram comportamento inusitado: o primeiro fator da extração com a correlação tetracórica teve sempre carga fatorial, seja na amostra global, seja nos grupos CDR 0,5, CDR 1 e CDR 2, maior em módulo do que a extração com o coeficiente  $r$  de Pearson, embora todos tenham apresentado mudança de sinal.

Tabela 49: Comparação dos Componentes (Fatores) da Amostra Global

Itens da GDS-15	r de Pearson					Coeficiente Tetracórico				
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
P01	0,629	-0,106	-0,016	-0,139	0,093	-0,750	-0,110	-0,009	0,152	-0,085
P02	0,330	0,553	-0,067	0,272	-0,147	-0,421	0,604	-0,074	-0,291	0,126
P03	0,475	-0,058	0,530	0,399	0,041	-0,576	-0,165	0,428	-0,510	-0,003
P04	0,513	-0,239	0,282	0,183	0,062	-0,615	-0,301	0,173	-0,215	-0,062
P05	0,637	-0,186	-0,239	-0,390	-0,116	-0,748	-0,166	-0,198	0,459	0,090
P06	0,366	0,053	0,284	-0,103	-0,586	-0,427	0,011	0,249	0,031	0,713
P07	0,694	-0,247	-0,060	-0,196	-0,191	-0,813	-0,260	-0,085	0,194	0,188
P08	0,538	-0,045	0,317	-0,069	0,141	-0,636	-0,110	0,310	0,022	-0,124
P09	0,286	0,684	-0,162	-0,131	0,181	-0,362	0,731	0,017	0,177	-0,209
P10	0,038	0,306	0,523	-0,313	0,487	-0,047	0,206	0,757	0,197	-0,317
P11	0,558	-0,341	-0,205	-0,057	0,435	-0,769	-0,350	-0,114	0,114	-0,389
P12	0,592	0,220	-0,202	0,001	0,139	-0,739	0,299	-0,101	0,033	-0,169
P13	0,539	0,276	0,112	-0,192	-0,307	-0,635	0,270	0,142	0,154	0,326
P14	0,526	0,081	-0,414	0,244	0,090	-0,676	0,183	-0,421	-0,148	-0,108
P15	0,366	-0,029	-0,075	0,627	0,019	-0,469	-0,029	-0,183	-0,591	-0,035

Tabela 50: Comparação dos Componentes (Fatores) do Grupo CDR 0,5

Itens da GDS-15	r de Pearson						Coeficiente Tetracórico				
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
P01	0,562	-0,344	0,171	-0,201	0,232	0,304	-0,647	-0,393	-0,220	0,110	0,319
P02	0,189	0,441	0,230	0,172	-0,073	0,625	-0,246	0,566	-0,168	-0,034	-0,036
P03	0,613	-0,392	0,124	-0,108	-0,200	-0,081	-0,692	-0,391	-0,142	0,204	-0,106
P04	0,533	-0,356	0,279	-0,083	0,263	-0,198	-0,611	-0,327	-0,343	0,203	-0,232
P05	0,679	0,025	-0,229	0,318	-0,057	0,043	-0,807	0,003	0,210	-0,239	-0,219
P06	0,370	0,074	-0,064	0,740	-0,234	-0,251	-0,427	0,098	0,030	-0,584	-0,620
P07	0,712	-0,199	-0,230	0,299	0,094	0,049	-0,807	-0,256	0,196	-0,307	-0,052
P08	0,525	-0,294	0,466	-0,062	0,220	0,121	-0,577	-0,287	-0,548	-0,076	0,201
P09	0,244	0,633	0,426	-0,115	0,001	-0,158	-0,316	0,747	-0,350	0,129	0,128
P10	-0,159	0,129	0,083	0,330	0,725	-0,268	0,209	0,110	-0,083	-0,707	0,483
P11	0,422	-0,093	0,542	-0,192	0,486	0,029	-0,589	-0,269	0,544	-0,119	0,493
P12	0,542	-0,346	0,113	-0,223	-0,073	-0,411	-0,777	0,317	-0,172	0,109	-0,053
P13	0,522	0,527	0,124	0,060	0,116	0,227	-0,628	0,562	-0,029	-0,087	0,179
P14	0,526	0,407	-0,313	-0,402	0,007	-0,208	-0,708	0,333	0,357	0,308	0,148
P15	0,130	0,167	-0,606	-0,096	-0,272	0,204	-0,184	0,130	0,759	0,211	-0,112

Tabela 51: Comparação dos Componentes (Fatores) do Grupo CDR 1

Itens da GDS-15	r de Pearson					Coeficiente Tetracórico				
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
P01	0,665	-0,087	-0,159	-0,010	0,153	-0,788	0,119	0,144	0,019	0,145
P02	0,451	0,494	0,127	-0,182	0,355	-0,591	-0,562	-0,078	-0,183	0,362
P03	0,498	0,475	-0,101	0,296	-0,324	-0,600	-0,439	0,123	0,348	-0,327
P04	0,603	0,080	0,064	-0,239	-0,275	-0,719	-0,074	-0,066	-0,251	-0,301
P05	0,586	-0,555	0,214	-0,010	-0,244	-0,654	0,614	-0,255	-0,061	-0,246
P06	0,314	0,463	-0,087	0,052	-0,593	-0,375	-0,459	0,107	0,079	-0,622
P07	0,673	-0,294	0,007	0,036	-0,064	-0,766	0,319	0,000	-0,004	-0,048
P08	0,410	-0,068	-0,131	0,674	0,229	-0,481	0,140	0,108	0,717	0,225
P09	0,263	0,238	0,544	0,042	0,377	-0,340	-0,267	-0,600	0,033	0,336
P10	0,096	0,369	0,684	0,174	-0,054	-0,108	-0,421	-0,743	0,219	-0,072
P11	0,635	-0,160	-0,029	-0,432	-0,032	-0,825	0,162	0,036	-0,371	-0,039
P12	0,647	-0,165	0,330	-0,242	0,109	-0,753	0,133	-0,369	-0,267	0,136
P13	0,520	-0,275	-0,005	0,519	0,041	-0,593	0,333	-0,015	0,489	0,062
P14	0,415	0,275	-0,578	-0,107	0,315	-0,528	-0,304	0,623	-0,087	0,311
P15	0,506	0,187	-0,298	-0,093	0,093	-0,644	-0,187	0,302	-0,059	0,044

Tabela 52: Comparação dos Componentes (Fatores) do Grupo CDR 2

Itens da GDS-15	r de Pearson					Coeficiente Tetracórico			
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4
P01	0,682	-0,398	0,313	-0,126	0,342	-0,754	0,392	0,303	-0,196
P02	0,253	-0,086	0,559	0,570	0,279	-0,308	0,150	0,640	0,519
P03	0,170	0,719	0,264	0,279	0,120	-0,218	-0,763	0,306	0,325
P04	0,499	0,356	-0,316	0,020	-0,022	-0,613	-0,381	-0,364	0,078
P05	0,679	-0,319	-0,136	-0,076	-0,020	-0,785	0,325	-0,168	-0,124
P06	0,463	-0,190	0,537	-0,343	-0,235	-0,534	0,185	0,508	-0,404
P07	0,665	-0,245	-0,226	0,111	-0,033	-0,787	0,277	-0,220	0,130
P08	0,674	0,346	-0,165	-0,303	-0,219	-0,762	-0,352	-0,176	-0,290
P09	0,331	-0,318	-0,024	0,203	0,227	-0,450	0,419	-0,027	0,167
P10	0,157	0,378	0,262	-0,638	0,400	-0,187	-0,480	0,232	-0,677
P11	0,663	0,093	-0,335	-0,155	-0,188	-0,795	-0,180	-0,305	-0,154
P12	0,524	0,220	-0,050	0,391	-0,357	-0,646	-0,198	-0,010	0,424
P13	0,475	0,048	0,512	-0,054	-0,516	-0,567	-0,022	0,539	-0,065
P14	0,698	-0,193	-0,257	0,145	0,075	-0,806	0,246	-0,258	0,143
P15	0,410	0,509	0,034	0,194	0,235	-0,508	-0,510	0,039	0,239

A presente monografia apresenta os resultados da redução dos itens em fatores que explicam com mais precisão o estado depressivo dos idosos, com a finalidade de produzir meios para melhorar a qualidade de vida dos indivíduos desse estudo.

Dado o uso da correlação tetracórica, conforme justificado anteriormente, de fato obteve-se melhores resultados tanto para a amostra total quanto para os grupos de classificação CDR. Observa-se por exemplo (Tabela 47) uma comparação de como as comunalidades para o total, extraídas utilizando a correlação tetracórica foram superiores em todos os itens da escala GDS-15, indicando maior poder de explicação dos itens com os fatores. Nas (Tabelas 53 e 54) compara-se o comportamento dos itens com seus respectivos fatores e observa-se como a aplicação da correlação tetracórica se adequou melhor, obtendo-se cargas superiores. Observou-se ainda maiores valores de cargas a itens que não alcançaram relações com os fatores extraídos utilizando a correlação de Pearson.

Tabela 53: Comparação das Comunalidades em Relação a Amostra Global

Itens da GDS-15	Valor Inicial	Pearson	Tetracórica
P01	1,00	0,435	0,604
P02	1,00	0,515	0,648
P03	1,00	0,670	0,802
P04	1,00	0,438	0,549
P05	1,00	0,663	0,844
P06	1,00	0,572	0,754
P07	1,00	0,622	0,808
P08	1,00	0,417	0,529
P09	1,00	0,626	0,740
P10	1,00	0,703	0,757
P11	1,00	0,662	0,890
P12	1,00	0,459	0,675
P13	1,00	0,511	0,627
P14	1,00	0,522	0,701
P15	1,00	0,534	0,604

Tabela 54: Comparação das Matrizes de Componentes (Fatores) Rotacionados

Itens da GDS-15	r de Pearson					Itens da GDS-15	Coeficiente Tetracórico				
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5		Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P05	0,749					P11	-0,866				
P11	0,726					P05	-0,856				
P07	0,667					P07	-0,775				
P01	0,590					P01	-0,699				
P03		-0,784				P08	-0,503				
P04		0,558				P09		0,797			
P15		0,555				P02		0,728			
P08						P12		0,590			
P09			0,725			P14		0,539			
P02			0,654			P10			0,865		
P12						P03				-0,821	
P14						P04				0,564	
P06				0,773		P15				-0,645	
P13				0,558		P06					0,843
P10					0,825	P13					0,557

Na busca por melhores resultados, a aplicação da correlação tetracórica, de fato, foi mais eficiente em toda a aplicação da análise fatorial (resultado que merece ser explorado em estudos futuros). Entretanto, estudos similares a esta área não apontaram para uma ferramenta que auxilia-se na aplicação de um critério de adequação amostral utilizando essa correlação. O critério disponível na literatura é o Critério de Adequação de Kaiser-Meyer-Oiken (KMO), como explicitado na seção de metodologia. Tal método, entretanto, não permitiu resultados satisfatórios (valores superiores a 0,5), apresentando graus de baixa adequação.

Observou-se para a amostra total o valor de KMO igual 0,11 e igual a 0,37, 0,22 e 0,40, referente aos três grupos CDR (0,5, 1 e 2, respectivamente). Não foi possível, portanto, alcançar-se uma definição de que correlação deve optar (Pearson, Spearman ou Kendal ou qualquer outra), de modo que o critério KMO seja satisfeito, ou mesmo se se deve considerar outro critério, mais apropriado às distribuições dicotômicas ou categóricas.

Segundo Bastos e Pereira (2012) [56] uma forma de contornar esse problema é pela exclusão de itens que apresentem valores baixos de KMO individuais, conhecidos por MSA, de forma que a retirada desse item seja feita uma de cada vez do menor para o maior valor. Mas será essa a melhor opção? Ao testar essa concepção para a amostra total, retirou-se os itens P02, P06, P10 e P15, que apresentaram menores valores de MSA, obtendo-se um valor de KMO igual a 0,69 indicando um grau razoável para aplicação da

AFE. Entretanto, a exclusão desses itens levou a perdas no poder de explicação representados pelas comunalidades e pelas relações dos itens com cargas fatoriais. Referente às classificações CDR, o efeito do KMO deu-se ao contrário: o valor de KMO foi diminuindo gradativamente à medida que os itens com menores valores de MSA fossem sendo retirados do modelo.

Espera-se que a partir desta monografia, haja novos estudos por ela fomentados, de maneira que se desenvolva critérios de adequabilidade de amostras com novas correlações (estas aqui citadas inclusas) ou até mesmo uma nova medida que valide a aplicação da Análise Fatorial Exploratória para dados binários, de modo, a contribuir com os domínios da psicologia e da saúde.

Pela ótica da análise estrutural do processo de fatoração deduz-se que, pela comparação dos resultados da fatoração da amostra global apresentados na Tabela 54, a fatoração apresenta fatores que se modificam de posição em uma e outra, embora mantenham os itens constitutivos. O Fator 1 da extração pelo  $r$  de Pearson mantém-se como primeiro fator pela correlação tetracórica (no sentido de que esse fator é o principal explicador de variabilidade na amostra global). Vale ressaltar que esse fator é mais denso na versão tetracórica por incorporar os três itens da GDS-15 que seriam desprezados pela versão pearsoniana (P08, P12 e P14). Os demais fatores, a menos da posição relativa e da incorporação dos itens P12 e P14, são idênticos nas duas versões: os Fatores 2, 3, 4 e 5 da versão pearsoniana transformam-se nos Fatores 4, 2, 5 e 3 da versão tetracórica.

Na comparação dos resultados da fatoração do grupo CDR 0,5, apresentados nas Tabelas 22 e 42, a fatoração segue razoavelmente a configuração da amostra global. Alguns fatores se mantém na mesma posição, outros mudam de posição e/ou incorporam itens de outros fatores. O Fator 1 da extração pelo  $r$  de Pearson mantém-se integral e estruturalmente como primeiro fator pela correlação tetracórica. Os demais fatores mudam de posição relativa e alguns incorporam itens de outros fatores. Assim, o Fator 2 gerado a partir da correlação pearsoniana funde-se com o Fator 5 por essa mesma correlação, mantendo-se como Fator 2 da tetracórica, embora com a perda do item P14. O Fator 3 gerado pela correlação pearsoniana migra para ser o Fator 5 da tetracórica. O Fator 4 da correlação pearsoniana migra para ser o Fator 3 da tetracórica agregando o item P14 (que havia se destacado da segunda posição pearsoniana) e o item P15 (deslocado do sexto fator pearsoniano). O Fator 5 da correlação pearsoniana funde-se com os itens P09 e P12 no Fator 2 da tetracórica. Finalmente, o Fator 6 da pearsoniana migra para ser o Fator 4 da tetracórica representado solitariamente pelo item P10, uma vez que o item P15 se

juntou aos itens do Fator 3 da tetracórica.

Na comparação dos resultados da fatoração do grupo CDR 1, apresentados nas Tabelas 23 e 43, a fatoração segue ainda, razoavelmente, a configuração da amostra global. O Fator 1 da extração pelo  $r$  de Pearson mantém-se como Fator 1 da tetracórica, o qual incorpora o item P01 que ficara excluído da fatoração pearsoniana. O Fator 2 pearsoniano mantém-se como Fator 2 da tetracórica, perdendo, no entanto o item P02 de sua composição. O Fator 3 da pearsoniana passa a ser o Fator 4 da tetracórica. O Fator 4 da pearsoniana passa a ser o Fator 3 da tetracórica, com a perda do item P02 que se incorporou ao Fator 2 da tetracórica. O Fator 5 da pearsoniana manteve essa posição da tetracórica.

Finalmente, na comparação dos resultados da fatoração do grupo CDR-2, apresentados nas Tabelas 23 e 43, a fatoração segue semelhante à configuração da amostra global. O fator 1 da extração pelo  $r$  de Pearson mantém-se como Fator 1 da tetracórica, incorporando, os itens P04, P08 e P09 que não participavam da fatoração pearsoniana e perdendo o item P01. O segundo fator da correlação pearsoniana mantém-se como Fator 2 da tetracórica com a adição do item P12 que não participava da fatoração pearsoniana. Os Fatores 3 e 4 da correlação pearsoniana fundem-se para formar o Fator 3 da tetracórica, acrescentando ainda o item P01 que se deslocou do Fator 1 da pearsoniana. O Fator 5 da pearsoniana coloca-se como Fator 4 na tetracórica.

A análise da estrutura dos fatores realizada acima permite concluir que a utilização da correlação tetracórica produziu fatores relativamente semelhantes aos alcançados pela correlação  $r$  de Pearson, sendo no entanto mais inclusiva do que esta, quando considera todos os itens da Escala GDS-15 em pelo menos um dos fatores, seja a amostra global seja nos estratos CDR. Por outro lado, a consideração da visão estratificada mostrou diferenças interessantes do ponto de vista do posicionamento e da constituição de itens dos fatores que, à luz da evolução da demência (CDR 0,5, CDR 1 e CDR 2), interessa mais compreender como o processo de presença dos sintomas nesse segmentos evolui. Dessa forma, concluiremos essa discussão assumindo os fatores por segmento de demência, aproveitando para incluir a partir daqui interpretação dos fatores.



Tabela 55: Extração de Fatores Usando a Correlação Tetracórica – Segmento CDR 0,5

Itens da GDS-15	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P08 - Sentimento de desamparo e adoecimento	-0,834				
P01 - Insatisfação com a vida	-0,815				
P03 - Sentimento de vida vazia	-0,727				
P04 - Aborrecimento frequente	-0,714				
P09 - Reclusão ao lar		0,891			
P13 - Falta de energia		0,766			
P12 - Sentimento de inutilidade		0,651			
P02 - Abandono dos interesses e atividades		0,624			
P11 - Não acha bom estar vivo			0,886		
P14 - Desesperança			0,681		
P15 - Sentimento de falta de sorte			0,671		
P10 - Sentir-se com mais problemas de memória do que os outros				-0,882	
P05 - Mau humor; de mal com a vida					-0,638
P06 - Medo de que algo de mal vai lhe acontecer					-0,947
P07 - Sentimento continuado de infelicidade					-0,568

Tabela 56: Extração de Fatores Usando a Correlação Tetracórica – Segmento CDR 1

Itens da GDS-15	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
P05 - Mau humor; de mal com a vida	-0,895				
P11 - Não acha bom estar vivo	-0,827				
P07 - Sentimento continuado de infelicidade	-0,722				
P12 - Sentimento de inutilidade	-0,769				
P04 - Aborrecimento frequente	-0,653				
P01 - Insatisfação com a vida	-0,567				
P02 - Abandono dos interesses e atividades		-0,702			
P14 - Desesperança		-0,886			
P15 - Sentimento de falta de sorte		-0,573			
P09 - Reclusão ao lar			-0,780		
P10 - Sentir-se com mais problemas de memória do que os outros			0,812		
P08 - Sentimento de desamparo e adoecimento				0,866	
P13 - Falta de energia				0,740	
P03 - Sentimento de vida vazia					-0,748
P06 - Medo de que algo de mal vai lhe acontecer					-0,855

Tabela 57: Extração de Fatores Usando a Correlação Tetracórica – Segmento CDR 2

Itens da GDS-15	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4
P14 - Desesperança	-0,862			
P07 - Sentimento continuado de infelicidade	-0,839			
P05 - Mau humor; de mal com a vida	-0,817			
P11 - Não acha bom estar vivo	-0,715			
P08 - Sentimento de desamparo e adoecimento	-0,561			
P04 - Aborrecimento frequente	-0,538			
P09 - Reclusão ao lar	-0,526			
P03 - Sentimento de vida vazia		-0,873		
P12 - Sentimento de inutilidade		-0,609		
P15 - Sentimento de falta de sorte		-0,714		
P01 - Insatisfação com a vida			0,712	
P02 - Abandono dos interesses e atividades			0,592	
P06 - Medo de que algo de mal vai lhe acontecer			0,790	
P13 - Falta de energia			0,708	
P10 - Sentir-se com mais problemas de memória do que os outros				-0,793

A partir das aglutinações de sintomas, formando os fatores subjacentes às respostas ao questionário de rastreio de sintomas depressivos (GDS-15) é possível identificar suas características para então denomina-los dentro dos limites sintomatológicos. Assim, o rastro de uma indicação de (PASQUALI, 2012, pág. 82) [57], sugerimos as seguintes denominações:

Tabela 58: Interpretação dos Componentes por Grupo CDR

Grupo	Fator	Constituição	Interpretação
CDR 0,5	1	P08 - Sentimento de desamparo e adoecimento; P01 - Insatisfação com a vida; P03 - Sentimento de vida vazia; P04 - Aborrecimento frequente.	Sentimento de abandono
	2	P09 - Reclusão ao lar; P13 - Falta de energia; P12 - Sentimento de inutilidade; P02 - Abandono dos interesses e atividade	Isolacionismo
	3	P11 - Não achar bom estar vivo; P14 - Desesperança; P15 - Sentimento de falta de sorte.	Negação da existência
	4	P10 - Sentir-se com mais problemas de memória do que os outros	Exclusão cognitiva
	5	P05 - Mal humor; de mal com a vida; P06 - Medo de que algo de mal vai lhe acontecer; P07 - Sentimento continuado de infelicidade	Sentimento de desamparo
CDR 1	1	P05 - Mal humor; de mal com a vida; P11 - Não acha bom estar vivo; P07 - Sentimento continuado de infelicidade; P12 - Sentimento de inutilidade; P04 - Aborrecimento frequente; P01 - Insatisfação com a vida.	Auto-exclusão social
	2	P02 - Abandono dos interesses e atividades; P14 - Desesperança; P15 - Sentimento de falta de sorte.	Negação da existência
	3	P09 - Reclusão ao lar; P10 - Sentir-se com mais problemas de memória do que os outros.	Auto-exclusão
	4	P08 - Sentimento de desamparo e adoecimento P13 - Falta de energia.	Sentimento de importância
	5	P03 - Sentimento de vida vazia; P06 - Medo de que algo de mal vai lhe acontecer.	Angústia existencial
CDR 2	1	P14 - Desesperança; P07 - Sentimento continuado de infelicidade; P05 - Mal humor; de mal com a vida; P11 - Não achar bom estar vivo; P08 - Sentimento de desamparo e adoecimento; P04 - Aborrecimento frequente; P09 - Reclusão ao lar.	Desamparo existencial
	2	P03 - Sentimento de vida vazia; P12 - Sentimento de inutilidade; P15 - Sentimento de falta de sorte.	Sentimento de incapacidade
	3	P01 - Insatisfação com a vida; P02 - Abandono dos interesses e atividades; P06 - Medo de que algo de mal vai lhe acontecer; P13 - Falta de energia.	Auto-exclusão social com sentimento de impotência
	4	P10 - Sentir-se com mais problemas de memória do que os outros	Exclusão cognitiva

## 4.7 Limitações do Método

O presente estudo esbarrou em algumas dificuldades metodológicas. A primeira delas deu-se em virtude da natureza categórica dos dados. Os softwares disponíveis reforçam a vertente de normalidade que muitas vezes não se verificam factíveis. O primeiro embate foi referido às correlações calculadas pelo  $r$  de Pearson serem inadequadas aos dados binários e assim produzirem correlações com baixa intensidade.

A solução desta dificuldade foi buscada em textos apropriados ao desenvolvimento de fatores a partir de variáveis categóricas binárias. A escolha do coeficiente (correlação tetracórica) melhorou a intensidade das correlações, porém não está consolidado como um coeficiente para esses casos.

Uma segunda dificuldade surgiu com o teste de adequação das amostras pelo critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). Não foi possível encontrar uma sustentação na literatura para uma aplicação segura a dados categóricos, especialmente porque os valores obtidos tinham referência de “inaceitáveis”. Na ausência de melhor decisão, mantivemos o seu cálculo indicado para variáveis numéricas. Dessa forma, o desenvolvimento da monografia deu-se segundo os moldes tradicionais, deixando, no entanto, sinalização para aprofundamento teórico dirigido à melhoria da teoria e da prática da análise fatorial exploratória.

## 5 Conclusão

Considerando o teor do estudo em uma amostra de natureza dicotômica, pode-se concluir que, independente de não haver um critério de adequação na aplicação do método, indica-se que o instrumento tem pressupostos que apresentam indícios necessários para a validação fatorial na escala GDS-15 que mede o grau de depressão em Idosos.

De modo geral, a análise dos resultados obtidos indicou a necessidade de mais estudos, tendo em vistas validar as etapas apresentadas referentes aos dados. Além da possível interpretação dessas análises com o intuito de beneficiar tais indivíduos. Esta monografia deve ser considerada a etapa inicial para que seja criado e continuamente aprimorado, um instrumento de adequação para que se aplique uma correlação específica para dados categóricos. A conclusão da presente monografia está sustentada na avaliação dos objetivos descritos inicialmente e que se passa a discorrer.

*Objetivo 2.2.a. Identificar fatores latentes da depressão em idosos pela análise dos sintomas depressivos da Escala Geriátrica de Depressão de Sheikh e Yesavage de quinze itens (GDS-15);*

A metodologia empregada permitiu explicitar fatores latentes aos itens do questionário de Sheikh e Yesavage utilizado mundialmente no rastreo da sintomatologia depressiva, ressaltando a existência de cerca de cinco fatores que subjazem no substrato das amostras obtidas por segmentos da classificação da demência através da escala CDR.

*Objetivo 2.2.b. Avaliar a aplicação da Análise Fatorial na compreensão de extratos da amostra no aspecto referente a classificação dos idosos na Escala Clínica de Demência (CDR);*

A análise identificou ainda que a composição desses fatores intercambiam itens da

escala GDS, mostrando um perfil diferenciado por segmento da CDR (CDR 0,5, CDR 1 e CDR 2); e

*Objetivo 2.2.c. Avaliar a eficácia dos coeficientes Tetracórico e de Pearson na análise fatorial de dados dicotômicos;*

Os resultados mostraram que para o presente caso de dados dicotômicos, o coeficiente tetracórico foi mais eficiente do que o coeficiente r de Pearson ao produzir correlações mais intensas do que as obtidas por este coeficiente.

## Referências

- [1] YESAVAGE, J. A.; SHEIKH, J. I. 9/geriatric depression scale (gds) recent evidence and development of a shorter version. *Clinical gerontologist*, Taylor & Francis, v. 5, n. 1-2, p. 165–173, 1986.
- [2] MAROCO, J. *Análise estatística com utilização do SPSS*. [S.l.]: Lisboa: Edições Sílabo, 2003.
- [3] MONTORIO, I.; IZAL, M. The geriatric depression scale: a review of its development and utility. *International Psychogeriatrics*, Cambridge University Press, v. 8, n. 1, p. 103–112, 1996.
- [4] ALMEIDA, O. P.; ALMEIDA, S. A. Confiabilidade da versão brasileira da escala de depressão em geriatria (gds) versão reduzida. *Arq Neuropsiquiatr*, SciELO Brasil, v. 57, n. 2B, p. 421–6, 1999.
- [5] PESSOA, R. M. de P. et al. Da demência ao transtorno neurocognitivo maior: Aspectos atuais/from dementia to major neurocognitive disorder: Current aspects. *REVISTA CIÊNCIAS EM SAÚDE*, v. 6, n. 4, p. 5–17, 2016.
- [6] MORRIS, J. C. The clinical dementia rating (cdr): current version and scoring rules. *Neurology*, Lippincott Williams & Wilkins, 1993.
- [7] HUGHES, C. P. et al. A new clinical scale for the staging of dementia. *The British journal of psychiatry*, RCP, v. 140, n. 6, p. 566–572, 1982.
- [8] BERRIOS, G. E. Melancholia and depression during the 19th century: a conceptual history. *British Journal of Psychiatry*, v. 153, n. 3, p. 298–304, 1988.
- [9] DJERNES, J. K. Prevalence and predictors of depression in populations of elderly: a review. *Acta Psychiatrica Scandinavica*, Wiley Online Library, v. 113, n. 5, p. 372–387, 2006.
- [10] RODRIGUES, R. A. P. et al. Morbidity and interference in seniors' functional ability. *Acta Paulista de Enfermagem*, SciELO Brasil, v. 21, n. 4, p. 643–648, 2008.
- [11] CARVALHO, V. d. F. C.; FERNANDEZ, M. E. D. Depressão no idoso. In: *Gerontologia: a velhice e o envelhecimento em visão globalizada*. [S.l.]: Atheneu, 1996. p. 160–73.
- [12] PARADELA, E. M. P.; LOURENÇO, R. A.; VERAS, R. P. Validação da escala de depressão geriátrica em um ambulatório geral. *Revista de saúde pública*, v. 39, n. 6, p. 918–923, 2005.

- [13] A, G. Depressão, ansiedade, outros distúrbios afetivos e suicídio. *Freitas EV, Py L, Neri AL, Cançado FAX, Rocha SM. Tratado de geriatria e gerontologia. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan*, p. 204–215, 2002.
- [14] HAMILTON, M. A rating scale for depression. *Journal of neurology, neurosurgery, and psychiatry*, BMJ Publishing Group, v. 23, n. 1, p. 56, 1960.
- [15] KLEIN, D. N.; DOUGHERTY, L. R.; OLINO, T. M. Toward guidelines for evidence-based assessment of depression in children and adolescents. *Journal of Clinical Child and Adolescent Psychology*, Taylor & Francis, v. 34, n. 3, p. 412–432, 2005.
- [16] GILBODY, S.; SHELDON, T.; HOUSE, A. Screening and case-finding instruments for depression: a meta-analysis. *Canadian Medical Association Journal*, Can Med Assoc, v. 178, n. 8, p. 997–1003, 2008.
- [17] SMELTZER, S. C.; BARE, B. G. *Brunner & Suddarth, tratado de enfermagem médico-cirúrgica*. [S.l.]: Guanabara Koogan, 2005.
- [18] NETO, J. G.; JÚNIOR, M. S. C.; HÜBNER, C. von K. Escala de depressão de hamilton (ham-d): revisão dos 40 anos de sua utilização. *Revista da Faculdade de Ciências Médicas de Sorocaba. ISSN eletrônico 1984-4840*, v. 3, n. 1, p. 10–14, 2001.
- [19] TIER, C. G. et al. Escalas de avaliação da depressão em idosos. *Revista Baiana de Enfermagem*, Universidade Federal da Bahia, Escola de Enfermagem, v. 21, n. 2-3, 2007.
- [20] MORENO, R. A.; MORENO, D. H. Escalas de depressão de montgomery & asberg (madrs) e de hamilton (ham-d). *Rev. psiquiatr. clín.(São Paulo)*, p. 262–72, 1998.
- [21] CASELLA, G.; BERGER, R. L. *Statistical Inference*. 2. ed. [S.l.]: Duxbury, 2004.
- [22] CORRÊA, A. C. d. O. Envelhecimento, depressão e doença de alzheimer. In: . [S.l.]: Health, 1996.
- [23] BECK, A. T.; STEER, R. A.; CARBIN, M. G. Psychometric properties of the beck depression inventory: Twenty-five years of evaluation. *Clinical psychology review*, Elsevier, v. 8, n. 1, p. 77–100, 1988.
- [24] GOMES-OLIVEIRA, M. H. et al. Validation of the brazilian portuguese version of the beck depression inventory-ii in a community sample. *Revista Brasileira de Psiquiatria*, Elsevier, v. 34, n. 4, p. 389–394, 2012.
- [25] BATISTONI, S. S. T.; NERI, A. L.; CUPERTINO, A. P. F. B. Validade da escala de depressão do center for epidemiological studies entre idosos brasileiros. *Revista de Saúde Pública*, Universidade de São Paulo, v. 41, n. 4, p. 598–605, 2007.
- [26] BRINK, T. L. et al. Screening tests for geriatric depression. *Clinical gerontologist*, Taylor & Francis, v. 1, n. 1, p. 37–43, 1982.
- [27] SOUZA, J.; PEÑALOZA, R. *Estatística Exploratória*. [S.l.], 2005.
- [28] PASQUALI, L. *Teoria e métodos de medida em ciências do comportamento*. [S.l.: s.n.], 1996.



- [29] ASENDORPF, J.; NEYER, F. *Psychologie der Persönlichkeit*. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2012. (Springer-Lehrbuch). ISBN 9783642302640.
- [30] MINGOTI, S. A. *Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada*. [S.l.]: Editora UFMG, 2007.
- [31] KAPLUNOVSKY, A. S. Why using factor analysis?(dedicated to the centenary of factor analysis).
- [32] THURSTONE, L. L. The vectors of mind: Multiple-factor analysis for the isolation of primary traits. University of Chicago Press, 1935.
- [33] FILHO, D. B. F.; JÚNIOR, J. A. d. S. Visão além do alcance: uma introdução à análise fatorial. *Opinião pública*, SciELO Brasil, v. 16, n. 1, p. 160–185, 2010.
- [34] HAIR, J.; JOSEPH, F. Jr.; Babin, Barry; Money, Arthur H.; Samoul, Philip., (2005). *Fundamentos de Métodos de Pesquisa em Administração*. [S.l.]: Porto Alegre: Bookman.
- [35] CORRAR, L. J.; PAULO, E.; FILHO, J. M. D. Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia. *São Paulo: Atlas*, 2011.
- [36] FRANKLIN, S. B. et al. Parallel analysis: a method for determining significant principal components. *Journal of Vegetation Science*, Wiley Online Library, v. 6, n. 1, p. 99–106, 1995.
- [37] JÖRESKOG, K. G. Factor analysis by minres. *To the memory of Harry Harman and Henry Kaiser*, 2003.
- [38] FLOYD, F. J.; WIDAMAN, K. F. Factor analysis in the development and refinement of clinical assessment instruments. *Psychological assessment*, American Psychological Association, v. 7, n. 3, p. 286, 1995.
- [39] BROWN, T. A. Confirmatory factor analysis for applied research. Guilford Press, 2006.
- [40] FABRIGAR, L. R. et al. Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological methods*, American Psychological Association, v. 4, n. 3, p. 272, 1999.
- [41] WIDAMAN, K. F. Common factors versus components: Principals and principles, errors and misconceptions. *Factor analysis at 100: Historical developments and future directions*, Lawrence Erlbaum, Mahwah, NJ, p. 177–204, 2007.
- [42] MALHOTRA, N. K. *Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada*. 4. ed. [S.l.]: Bookman Editora, 2006.
- [43] DZIUBAN, C. D.; SHIRKEY, E. C. When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? some decision rules. *Psychological bulletin*, American Psychological Association, v. 81, n. 6, p. 358, 1974.
- [44] LORENZO-SEVA, U.; TIMMERMAN, M. E.; KIERS, H. A. The hull method for selecting the number of common factors. *Multivariate Behavioral Research*, Taylor & Francis, v. 46, n. 2, p. 340–364, 2011.

- [45] PASQUALI, L. Taxonomia dos instrumentos psicológicos. *Pasquali L, organizador. Instrumentos psicológicos: manual prático de elaboração. Brasília (DF): LabPAM-IBAPP*, p. 27–35, 1999.
- [46] HAIR, J.; JR, J. F. H. et al. Multivariate data analysis. Pearson Prentice Hall,, 2006.
- [47] TABACHNICK, B. G.; FIDELL, L. S. Using multivariate statistics, boston, mc: Pearson education. *Inc.*, 2007.
- [48] CATTELL, R. B. The scree test for the number of factors. *Multivariate behavioral research*, Taylor & Francis, v. 1, n. 2, p. 245–276, 1966.
- [49] REISE, S. P.; WALLER, N. G.; COMREY, A. L. Factor analysis and scale revision. *Psychological assessment*, American Psychological Association, v. 12, n. 3, p. 287, 2000.
- [50] ABDI, H. Factor rotations in factor analyses. *Encyclopedia for Research Methods for the Social Sciences. Sage: Thousand Oaks, CA*, p. 792–795, 2003.
- [51] SHOKRANIAN, S. Tópicos em métodos computacionais. *São Paulo: Ciência Moderna*, 2009.
- [52] KAISER, H. F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, Springer, v. 23, n. 3, p. 187–200, 1958.
- [53] REVELLE, W. psych: Procedures for psychological, psychometric, and personality research. *Northwestern University, Evanston, Illinois*, 2017.
- [54] OSSANI, P. C. et al. Package ‘mvar. pt’. 2017.
- [55] BARTHOLOMEW, D. J.; KNOTT, M.; MOUSTAKI, I. *Latent variable models and factor analysis: A unified approach*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011.
- [56] BASTO, M.; PEREIRA, J. M. et al. An spss r-menu for ordinal factor analysis. *Journal of statistical software*, Foundation for Open Access Statistics, v. 46, n. 4, p. 1–29, 2012.
- [57] PASQUALI, L. *Análise fatorial para pesquisadores*. [S.l.]: LabPAM, 2012.

## ANEXO A – Escala de Depressão Geriátrica (GDS - 15)

Escala de Depressão Geriátrica (GDS-15) (Sheikh e Yesavage, 1986) [1]

- |  |                 |
|--|-----------------|
| 1. Você esta satisfeito com sua vida?                                | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 2. Abandonou muitos de seus interesses e atividades?                 | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 3. Sente que sua vida esta vazia?                                    | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 4. Sente-se frequentemente aborrecido?                               | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 5. Na maioria do tempo esta de bom humor, de bem com a vida?         | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 6. Tem medo que algo de mal (de ruim) vai lhe acontecer?             | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 7. Sente-se feliz (alegre) na maior parte do tempo?                  | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 8. Sente-se frequentemente desamparado, adoentado?                   | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 9. Prefere ficar em casa em vez de sair?                             | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 10. Acha que tem mais problemas de memória do que as outras pessoas? | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 11. Acha bom (maravilhoso) estar vivo?                               | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 12. Sente-se inútil?   | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 13. Sente-se cheio de energia?                                       | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 14. Sente-se sem esperança?  | ( ) SIM ( ) NÃO |
| 15. Acha que os outros têm mais sorte que você?                      | ( ) SIM ( ) NÃO |