

UNIVERSIDADE ABERTA

Departamento de Ciências e Tecnologia



UNIVERSIDADE
AbERTA
www.uab.pt

MODELOS DE REGRESSÃO: UM ESTUDO SOBRE A DEPRESSÃO EM SENIORES

Ana Isabel Gonçalves Pereira

Mestrado em Estatística, Matemática e Computação

Especialização em Estatística Computacional

2015

UNIVERSIDADE ABERTA

Departamento de Ciências e Tecnologia



UNIVERSIDADE
AbERTA
www.uab.pt

MODELOS DE REGRESSÃO: UM ESTUDO SOBRE A DEPRESSÃO EM SENIORES

Ana Isabel Gonçalves Pereira

Mestrado em Estatística, Matemática e Computação
Especialização em Estatística Computacional

Dissertação de Mestrado orientada pela Doutora Maria do Rosário Ramos e
co-orientada pelo Doutor Luís Miguel Grilo

2015

Agradecimentos

Aos meus orientadores pela ajuda, disponibilidade, apoio na realização deste trabalho, pelas revisões e sugestões efetuadas.

À minha família e amigos por todo o apoio, incentivo e compreensão.

A todos aqueles que de alguma forma me ajudaram e apoiaram na realização deste trabalho.

Resumo

O programa SHARE recolheu um vasto conjunto de informações sobre o estado de saúde, lazer e nível socioeconómico de seniores europeus com idades acima dos 50 anos. O objetivo deste trabalho é modelar o estado de depressão da subamostra de seniores portugueses acima dos 65 anos. De todas as variáveis do estudo foram selecionadas algumas variáveis de saúde, atividades diárias, socioeconómicas e agregado familiar (com quem vive). Pretende-se identificar qual a relação existente entre o grau de depressão e as variáveis independentes. Para a obtenção do modelo de Regressão Ordinal e Regressão Multinomial foram utilizadas várias técnicas de seleção de covariáveis, tais como: Coeficiente de Correlação Eta, Coeficiente de Contingência e o método *Stepwise*. No final, foi ajustado um modelo de Regressão Ordinal com a qual se conclui que as variáveis Auto-Perceção de Saúde, Género, Dificuldades nas atividades diárias e Mobilidade são as que melhor explicam o Índice de Depressão.

Palavras-chave: Depressão; População Idosa; Regressão Logística; Regressão Ordinal; Correlação.

Abstract

The SHARE program collected a wide range of information on health, leisure and socio-economic level of European seniors aged over 50 years. The main objective of this work is to model the degree of depression of subsample portuguese senior over 65 years. From all variables in the study we selected some health variables, information on daily activities, socio-economic and household (with whom they live). It is intended to identify the relationship between the degree of depression and the independent variables. To obtain the Multinomial Logistic Regression model and the Ordinal Regression model several selection techniques of covariates were used, such as Eta correlation coefficient, contingency coefficient, and other, such as the Stepwise method. In the end, we found an Ordinal regression model in which the variables that better explain the Depression Index are Self-Perception of Health, Gender, difficulties in daily activities and mobility

Keywords: Depression; Elderly; Logistic Regression; Ordinal Regression; Correlation.

Índice

Lista de Tabelas	ix
Lista de Gráficos.....	x
Lista de Figuras	x
Lista de Abreviaturas, Siglas e Acrónimos	x
INTRODUÇÃO.....	1
PARTE I - ENQUADRAMENTO TEÓRICO	3
ESTUDO DA DEPRESSÃO E ENVELHECIMENTO	4
1- Envelhecimento global da população mundial e portuguesa	4
2- SHARE - Survey of Health, Ageing and Retirement in Europe	7
3- Depressão em Portugal.....	8
METODOLOGIAS ESTATÍSTICAS	10
4- Testes de Correlação e Associação.....	10
4.1- Análise de Correlação.....	10
4.2- Caso Paramétrico: Correlação de Pearson.....	10
4.3- Caso não-paramétrico: Correlação de Spearman.....	12
4.4- Coeficiente de Correlação Eta	13
4.5- Coeficiente de Correlação Kendall.....	14
4.6- Teste do Qui-quadrado para a independência.....	15
4.7- Coeficiente de Contingência de Pearson	15
5.1- Testes de Comparações Múltiplas	19
5.1.1- Teste de comparação múltipla de Tukey	19
5.1.2- Teste de comparação múltipla de Scheffé	20
5.1.3- Teste de comparação múltipla de Duncan	20
5.2- Análise de Variância não Paramétrica.....	21
5.2.1- Estatística não paramétrica	21
5.2.2- Testes para duas ou mais amostras independentes	22
5.2.2.1- Teste de Mann-Whitney.....	22
5.2.2.2- Teste de Kruskal Wallis	23
6- Análise de Regressão	25
6.1- Modelos Lineares Generalizados (MLG).....	26
6.2- Regressão Logística.....	28

6.2.1- Regressão Logística Univariada	36
6.2.2- Regressão Logística Multivariada.....	37
6.2.3- Regressão Logística Multinomial	38
6.3-Técnicas de seleção de covariáveis	38
6.4- Modelo de Regressão Ordinal	40
PARTE II - METODOLOGIA	45
7 – Metodologia do Estudo	46
PARTE III - APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS.....	0
8 – Resultados do Estudo	1
CONCLUSÕES	17
BIBLIOGRAFIA	19
ANEXOS	24

Lista de Tabelas

Tabela 5.1 – Tabela ANOVA, caso geral	18
Tabela 6.2 – Funções de ligação da Regressão Ordinal.....	43
Tabela 7.3 – Descrição da amostra	49
Tabela 7.4 – Frequências da Variável dependente	50
Tabela 7.5 – Variáveis independentes do Estudo	51
Tabela 8.6 - Caraterização da Variável dependente	56
Tabela 8.7 - Associação Eta da variável dependente	57
Tabela 8.8 – Variável depressão e Idade	58
Tabela 8.9- Variável depressão e variáveis sociodemográficas	58
Tabela 8.10 – Variável depressão e variáveis saúde	60
Tabela 8.11- Variável depressão e variáveis atividades diárias	61
Tabela 8.12 - Variável depressão e variáveis com quem vive	62
Tabela 8.13- Associação Eta e as variáveis independentes	64
Tabela 8.14 - Associação de Contingência e variáveis independentes	65
Tabela 8.15 – Avaliação do Modelo de Regressão Multinomial	66
Tabela 8.16 – Teste da Verosimilhança do modelo de Regressão Multinomial	66
Tabela 8.17 – Avaliação do modelo Multinomial, pelo método <i>Stepwise</i>	67
Tabela 8.18 – Variáveis incluídas no modelo Multinomial pelo método <i>Stepwise</i>	67
Tabela 8.19 - Avaliação do modelo Ordinal, função <i>logit</i>	68
Tabela 8.20 – <i>Goodness-of-fit</i> e Pseudo R-Quadrado do Modelo Ordinal, função <i>logit</i>	68
Tabela 8.21 – Parâmetros estimados do modelo Ordinal, função <i>logit</i>	69
Tabela 8.22 – Frequências da depressão, nos seniores com idades acima dos 65 anos	71
Tabela 8.23 – Frequências da depressão, nos seniores com idades entre os 50 e 65 anos	72
Tabela 8.24 – Frequências da depressão, nos seniores com idades acima dos 50 anos	72

Lista de Gráficos

Gráfico 1.1 – Índice de envelhecimento por NUTS II em 2011.....	4
Gráfico 1.2 – Estimativa e projeções da população residente em Portugal 1980 – 2060..	6

Lista de Figuras

Figura 7.1 – Definição da amostra	43
---	----

Lista de Abreviaturas, Siglas e Acrónimos

ANOVA – Análise de Variância

CAPI – Computer Assisted Personal Interview

GFK METRIS – Métodos de Recolha e Investigação Social

H_0 – Hipótese Nula

H_1 – Hipótese Alternativa

IC – Intervalo de Confiança

INE – Instituto Nacional de Estatística

MLG – Modelos Lineares Generalizados

MMV – Método de Máxima Verosimilhança

NUTS – Nomenclatura das Unidades Territoriais para Fins Estatísticos

OMS – Organização Mundial de Saúde

SHARE – Survey of Health, Ageing and Retirement in Europe

SPSS – Statistical Package for the Social Sciences

SQA – Soma de Quadrados entre Amostras

SQE – Soma de Quadrados do Erro ou resíduo

SQT – Soma dos Quadrados Totais

INTRODUÇÃO

O termo “regressão” foi usado, pela primeira vez, por Francis Galton num estudo sobre a relação entre a altura dos pais e dos filhos e verificou que, mesmo havendo uma tendência para os pais altos terem filhos altos e os pais baixos terem filhos baixos, a altura média de filhos tendia a aumentar ou a “regredir” (daí ter começado a fazer uso deste termo) para a altura média da população.

A análise de regressão é uma das técnicas estatísticas mais utilizadas para pesquisar e modelar a relação existente entre duas ou mais variáveis. Procura avaliar a existência e o grau de dependência estatística entre as variáveis aleatórias, ou seja, aquelas que têm distribuição de probabilidade. Enquanto a análise de correlação consiste na medição do grau ou intensidade de associação entre duas variáveis. Quando se pode demonstrar que a variação de uma variável está de algum modo associada com a variação da outra, então podemos dizer que as duas variáveis estão correlacionadas.

Os modelos de regressão podem ser classificados segundo o número de variáveis independentes. Quando existe apenas uma variável independente denomina-se “Modelo de Regressão Simples”; quando se tem mais de uma variável independente denomina-se “Modelo de Regressão Múltipla”. Também é comum classificar de acordo com o tipo função que define o modelo, podendo ser representada por diferentes tipos de equações (linear, multinomial, etc.).

A Regressão Logística é semelhante à Regressão Linear e usa-se quando temos uma variável dependente binária. O objetivo é saber quais as variáveis independentes que mais influenciam o resultado (variável dependente) e usá-las numa equação para prever o resultado de um indivíduo.

Neste trabalho pretendemos explorar alguns modelos de regressão categorial na análise de um conjunto de dados recolhidos no âmbito de um programa de investigação europeu dirigido para a recolha de dados sobre a população maior de 50 anos. O principal objetivo, aqui, é avaliar a associação de diferentes variáveis e identificar quais delas influenciam mais a depressão sénior.

Para clarificar a utilização de um tratamento estatístico adequado, abordaremos diferentes análises estatísticas com os dados existentes estudando a pertinência e a sua viabilidade, fazendo uma interpretação explicada do que se pode retirar de cada análise.

Com o intuito de se atingirem os objetivos enunciados, estruturou-se esta tese em três partes principais: apresentação dos conceitos basilares envolvidos neste estudo,

explicação da metodologia utilizada e apresentação dos resultados desta investigação científica.

Na primeira parte abordaremos a teoria da Análise de Regressão, procurando clarificar este conceito, e através da revisão bibliográfica aprofundar conteúdos de interesse teórico para a fundamentação da metodologia adotada no nosso estudo. Uma vez que a maioria das variáveis são qualitativas foram também apresentados conceitos da estatística não paramétrica.

Na segunda parte será apresentada a metodologia associada ao estudo da Regressão, onde será explicado o desenho do estudo, as variáveis selecionadas, a caracterização da amostra e os procedimentos que serão utilizados.

Na terceira parte, na análise dos dados serão aplicados métodos de Regressão a uma base de dados fornecida pelo programa SHARE. Consideram-se 944 indivíduos nacionalidade portuguesa participantes do estudo que responderam ao questionário europeu, o qual envolveu, entre outras, variáveis sociodemográficas, variáveis relativas ao estado de saúde, variáveis sobre as atividades diárias dos maiores de 50 anos. Assim, procurar-se-á promover uma discussão a nível metodológico e dos principais resultados do estudo.

Por fim, serão apontadas as conclusões mais relevantes do estudo, bem como algumas sugestões que se considerem pertinentes.

Deste modo, pretende-se dar algum contributo para a aplicação correta da Estatística em trabalhos no domínio das Ciências Sociais alertando que a análise estatística tem de ser adequada e os resultados devem ser devidamente interpretados.

PARTE I - ENQUADRAMENTO TEÓRICO

ESTUDO DA DEPRESSÃO E ENVELHECIMENTO

1- Envelhecimento global da população mundial e portuguesa

Os dados divulgados pelo INE (2011) indicam que a população idosa ultrapassa já em número a população jovem.

Em 2011 o índice de envelhecimento acentuou o predomínio da população idosa sobre a população jovem. Os resultados dos Censos 2011 indicam que o índice de envelhecimento do país é de 129, o que significa que Portugal tem hoje mais população idosa do que jovem. Em 2001 havia 85 municípios com o índice de envelhecimento menor ou igual a 100. Em 2011 este valor é de apenas 45. As Regiões Autónomas dos Açores e da Madeira apresentam os menores índices de envelhecimento do país, respetivamente, 74 e 91. As Regiões do Alentejo e Centro são, pelo contrário, as que apresentam os maiores valores, respetivamente, 179 e 164.

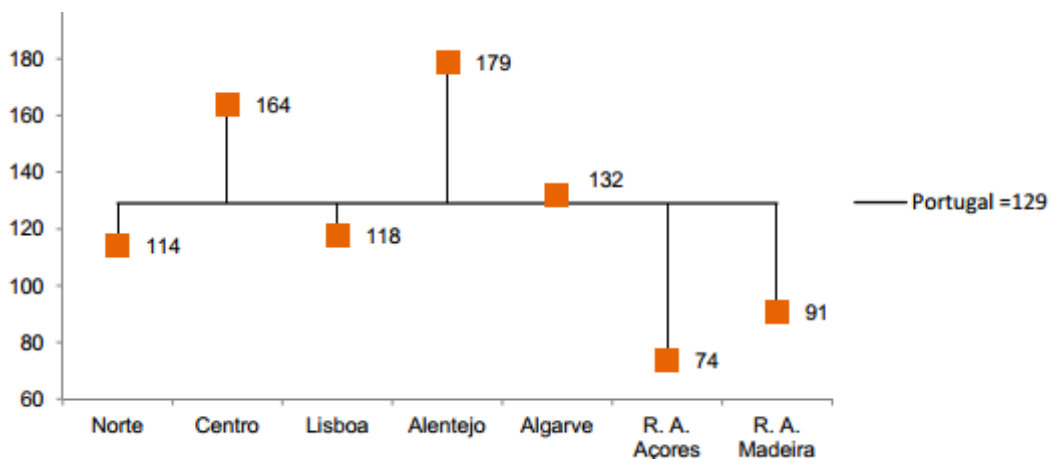


Gráfico 1.1 – Índice de envelhecimento por NUTS II em 2011

O índice de envelhecimento da população é de 129, o que significa que por cada 100 jovens há hoje 129 idosos. As regiões que apresentam índices de envelhecimento mais elevados são o Alentejo e o Centro, com respectivamente 179 e 164. As Regiões Autónomas dos Açores e da Madeira apresentam os índices de envelhecimento mais baixos do país, respetivamente, 74 e 91. Nos últimos 30 anos Portugal perdeu cerca de um milhão de jovens, entre os zero e os 14 anos, e ganhou cerca de 900 mil idosos (pessoas com mais de 65 anos). Observou-se uma redução do peso dos jovens, de 16% para 14,9% (com menos de 15 anos de idade), um aumento do peso dos idosos de 16,4% para 19,1% (65 e mais anos de idade) e uma redução da população ativa de 67,6% para 66% (dos 15 aos 64 anos de idade).

O agravamento do envelhecimento da população portuguesa verifica-se na generalidade do território nacional. Apenas 16 dos 308 municípios apresentam em 2011 indicadores de envelhecimento inferiores aos verificados em 2001. O envelhecimento das populações também deixou de ser um fenómeno dos municípios do interior e alastra-se a todo território. De facto, os dados do Censos 2011 confirmam o aumento da população idosa e a diminuição da população jovem em Portugal, sendo que, atualmente, 15% da população residente em Portugal se encontra no grupo etário mais jovem (0-14 anos) e cerca de 19% pertence ao grupo dos mais idosos, com 65 ou mais anos de idade.

Projeções demográficas

Os cenários demográficos até 2050 constam do exercício do INE denominado “Projeções de População residente em Portugal: 2008-2060”, publicado em 2010. De acordo com a respetiva nota metodológica, o referido exercício “assenta sobre o conceito de população residente e adota o método das componentes por coortes (*cohort-component method*), em que as populações iniciais são agrupadas por cortes, definidas pela idade e pelo género, e continuamente atualizadas, de acordo com as hipóteses de evolução definidas para cada uma das componentes de mudança da população -fecundidade, mortalidade e migração – ou seja, pela adição do saldo natural e do saldo migratório, para além do processo natural de envelhecimento” (INE, 2010).

O cálculo do *stock* da população é feito pelo método das componentes, na base da equação de concordância da demografia:

$$P_{t+1} = P_t + N_{t+1} - O_{t+1} + I_{t+1} + E_{t+1}$$

Isto é: o *stock* de P em $t + 1$ é denotado por P_{t+1} ; os efetivos populacionais do ano $t+1$ são obtidos a partir dos efetivos do ano t (P_t) a que se adiciona o saldo natural, resultante da diferença entre os nados vivos N_{t+1} e os óbitos O_{t+1} ocorridos durante o ano $t+1$, e o saldo migratório, resultado da diferença entre imigrantes I_{t+1} e emigrantes E_{t+1} durante o ano $t+1$.

O exercício das projeções demográficas desenvolve-se com o estabelecimento de hipóteses para cada uma destas componentes demográficas, delineando cenários realistas, mas cujos resultados são sempre condicionais. As projeções de nados vivos dependem, fundamentalmente, das hipóteses sobre a taxa de fertilidade; o dos óbitos, das tabelas atuariais e melhoria / ganhos de esperança média de vida. Quanto aos movimentos migratórios, são construídos cenários que condicionam os resultados das

projeções demográficas. O gráfico 1.2 apresenta a evolução dos cenários demográficos até 2060:

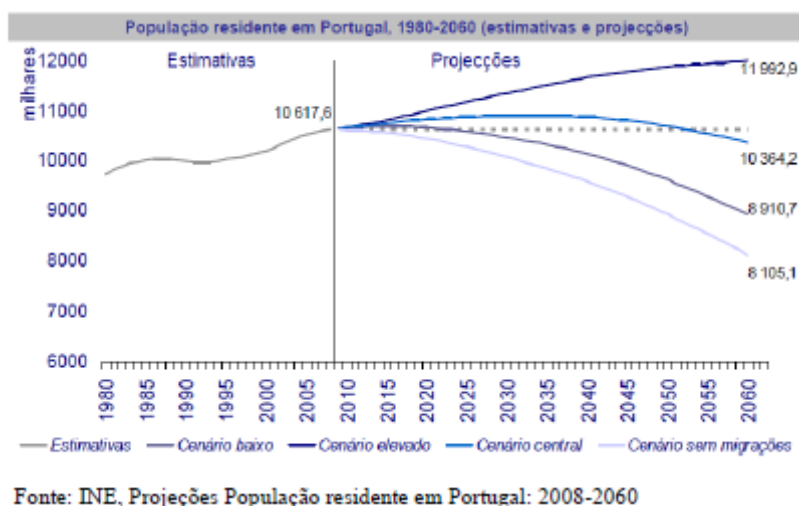


Gráfico 1.2 – Estimativa e projeções da população residente em Portugal 1980 - 2060

Por seu lado, as projeções da população ativa têm por base os cenários demográficos desenvolvidos pelo INE e as hipóteses relativas à taxa de atividade dos diversos grupos etários populacionais bem como dos incentivos associados à situação do mercado de trabalho, decorrentes da situação económica projetada/assumida no período de projeção. São influenciadas, ainda, pelos objetivos da política europeia, como o do aumento da taxa de atividade dos grupos etários séniores – necessário, em alguns para reforçar a sustentabilidade dos sistemas de Segurança Social. A população com mais de 15 anos deverá crescer até 2040 mas a população ativa deverá diminuir na década de 20; a população com mais de 65 anos deverá aumentar de 19% em 2011 para 32% em 2050; por outro lado, a população com mais de 80 anos deverá ultrapassar o valor de 1 milhão na década de 40, atingindo 1,3 milhões no final do período de projeção. O peso da população ativa (15 aos 64 anos) deverá passar de 65,9% em 2011 para 59,5% em 2040 e 56,0% em 2050. Neste grupo etário, de acordo com as projeções disponíveis, o peso da população com mais de 80 anos de idade poderá passar de 4,5% em 2010 para 5,8% em 2020 e 10,9% em 2050.

Todos estes indicadores sugerem desafios significativos no ajustamento da sociedade portuguesa ao peso crescente da população idosa. Por exemplo, o indicador (3) apresentava um valor de 62,5% em 2010; as projeções acima apontam para um contínuo crescimento deste rácio até 93%. Estes desafios constituem oportunidades para Portugal, nomeadamente na transformação da cultura, das políticas sociais e de saúde e da economia.

2- SHARE - Survey of Health, Ageing and Retirement in Europe

O SHARE veio dar resposta ao apelo da Comissão Europeia para que fosse analisada a possibilidade de se estabelecer, em cooperação com os Estados-Membros, um estudo longitudinal sobre o envelhecimento na Europa. É, atualmente, um dos principais pilares da investigação europeia. Em 2008, foi selecionado como um dos projetos a ser implementados no *European Strategy Forum on Research Infrastructures* (ESFRI). Pela sua importância a nível europeu, o SHARE adquiriu em Março de 2011, um novo estatuto legal constituindo-se como o primeiro *European Research Infrastructure Consortium* (SHARE-ERIC). Portugal integra este consórcio enquanto membro observador. Em Portugal, a coordenação científica do projeto cabe ao Centro de Estudos de Comunicação e Sociedade (CECS) da Universidade do Minho (Professora Alice Delerue Matos) e à Faculdade de Economia da Universidade Nova de Lisboa (Professor Pedro Pita Barros). A nível europeu, o SHARE é coordenado pelo *Munich Center for the Economics of Aging* (MEA), Max Planck Institute for Social Law and Social Policy (Professor Axel Börsch - Supan). O projeto está harmonizado com o *U.S. Health and Retirement Study* (HRS) e o *English Longitudinal Study of Ageing* (ELSA), e tornou-se um modelo para várias pesquisas sobre o envelhecimento no mundo. A importância científica do SHARE reside, nomeadamente, no facto de se tratar de um projeto longitudinal que capta o carácter dinâmico do processo de envelhecimento. A dimensão multidisciplinar fornece uma perspetiva global deste processo enquanto procedimentos e práticas rigorosas, ao nível da conceção e implementação do projeto, asseguram a harmonização dos resultados (informação retirada da página oficial do programa SHARE).

O questionário do projeto SHARE foi programado para ser implementado com base no CAPI (Computer Assisted Personal Interview). O questionário contém vinte módulos tendo a entrevista uma duração média de cinquenta e cinco minutos no caso de um indivíduo solteiro e de setenta minutos no caso da entrevista ser realizada a um casal. A síntese dos módulos do questionário encontra-se em anexo (ver anexo 1).

3- Depressão em Portugal

Portugal é o país da Europa com maior taxa de depressão e a segunda maior do mundo, mas estima-se que um terço das pessoas com perturbações mentais graves não estejam a ser acompanhadas clinicamente. Segundo os dados revelados à Lusa pelo coordenador português da Aliança Europeia Contra a Depressão, o psiquiatra Ricardo Gusmão, os Estados Unidos é o único país que fica à frente de Portugal em taxa de depressão e perturbações mentais no geral (retirada de uma notícia do Jornal Diário de Notícias, do dia 30 de setembro de 2011).

A falta de estudos epidemiológicos de base populacional sobre a prevalência de perturbações mentais está bem patente na literatura, particularmente em Portugal. São escassos os estudos que apresentam resultados relativos à realidade portuguesa.

A relação entre depressão e ansiedade é muito marcante, implicando gravidade de sintomas. Estudos desenvolvidos em Portugal registaram forte correlação entre depressão, ansiedade e *stress*. Não existem estudos epidemiológicos de nível populacional que permitam sólida avaliação desse problema de saúde pública em Portugal, sendo que uma simples revisão de casos clínicos não constitui metodologia adequada para determinar as taxas de prevalência de depressão.

A depressão pode afetar pessoas de todas as idades, desde a infância à terceira idade, e se não for tratada, pode conduzir ao suicídio, uma consequência frequente da depressão. Estima-se que esta doença esteja associada à perda de 850 mil vidas por ano, mais de 1200 mortes em Portugal. A depressão pode ser episódica, recorrente ou crónica, e conduz à diminuição substancial da capacidade do indivíduo em assegurar as suas responsabilidades do dia-a-dia. A depressão pode durar de alguns meses a alguns anos. Contudo, em cerca de 20 por cento dos casos torna-se uma doença crónica sem remissão. Estes casos devem-se, fundamentalmente, à falta de tratamento adequado.

A depressão é mais comum nas mulheres do que nos homens: um estudo realizado pela Organização Mundial de Saúde, em 2000, mostrou que a prevalência de episódios de depressão unipolar é de 1,9 por cento nos homens e de 3,2 por cento nas mulheres (retirada de uma entrevista sobre a depressão para o portal da saúde, publicada no dia 2/1/2006).

O estudo realizado a propósito do Dia Europeu da Depressão teve como objetivo analisar a perceção que os portugueses têm sobre a patologia e respetivo tratamento, e revela ainda que 59 por cento dos inquiridos reconhece que a depressão é uma doença, o

que prova, para os especialistas, que o “estigma em torno deste problema tem diminuído”. Dos 59 por cento que reconhece a depressão como uma doença, 28 por cento caracteriza-a como uma doença mental, sendo que 30 por cento indica ser uma doença neurológica/nervosa. Já 52 por cento dos inquiridos classifica a depressão como um estado de espírito/ânimo. Segundo os resultados do estudo, 65 por cento dos portugueses afirma ter conhecimento de uma pessoa próxima que sofreu de depressão. Enquanto 77 por cento, quando questionado sobre o seu comportamento se tivesse uma depressão, afirmou que admitia a doença perante familiares e amigos, 15 por cento afirmou que escondia a depressão. Para procurar apoio, 56 por cento afirma recorrer ao Médico de Família/Clínico Geral, 36 por cento ao Psicólogo e 30 por cento ao Psiquiatra. Neste caso, a família e amigos aparece como fonte de apoio depois dos especialistas, com 28 por cento das escolhas (retirado da notícia da RTP notícias, no dia 27/9/2012).

O estudo “*O que os portugueses pensam da depressão*” foi conduzido pela GFK METRIS (Métodos de Recolha e Investigação Social), entre os dias 13 e 28 de agosto de 2012, com a orientação científica da Sociedade Portuguesa de Psiquiatria e Saúde Mental. Foi considerado como universo os indivíduos com mais de 18 anos de idade, residentes em Portugal Continental, em lares com telefone fixo e em lares sem telefone fixo. Foram registadas 1001 entrevistas telefónicas nas áreas do Norte Litoral, Grande Porto, Interior, Centro Litoral, Grande Lisboa, Alentejo e Algarve. O estudo revelou que 96 por cento dos portugueses acredita que a crise fez aumentar os casos da doença em Portugal, sendo que os problemas familiares e financeiros são apontados como as principais causas. Para 55% dos portugueses, a perda de um familiar é considerado o principal motivo para a doença, seguido das dificuldades económicas (21%) e o desemprego (18%). No entanto, 32% dos inquiridos julga que a depressão pode surgir sem causa. Já os sintomas da doença são amplamente reconhecidos pelos inquiridos, com 53 por cento a caracterizar os doentes que sofrem de depressão como pessoas sem vontade para fazer nada, 45% como tristes, 18% afirma que quem sofre de depressão chora muito e 15% considera que os doentes de depressão se remetem ao isolamento (retirado da notícia da RTP notícias, no dia 27/9/2012).

METODOLOGIAS ESTATÍSTICAS

4- Testes de Correlação e Associação

4.1- Análise de Correlação

A Análise de Correlação é um dos métodos estatísticos amplamente utilizados para estudar a relação e o sentido entre duas variáveis, indicando como variam conjuntamente. Neste método, não existe a distinção entre a variável explicativa e a variável resposta, ou seja, o grau de variação conjunta entre X e Y é igual ao grau de variação entre Y e X . Deste modo, não há a necessidade de definir as relações de causa e efeito, não sendo necessário identificar qual é a variável dependente e a independente.

Em estudos que envolvem duas ou mais variáveis, torna-se comum conhecer a relação entre as variáveis, além das estatísticas descritivas normalmente calculadas, permitindo comprovar a confiabilidade das observações já estudadas.

A Correlação entre duas variáveis pode ser devida a três fatores: (1) ao fator causa, isto é, uma das variáveis origina (causa) variações na outra; (2) à existência de outra(s) variável(eis) que origina(m) o aparecimento das duas (ou, cuja variação causa variações nas duas) variáveis em estudo e (3) uma terceira variável, que não se encontra em estudo, mas que juntamente com uma das variáveis causa variações na outra.

A medida que mostra o grau de relação entre duas variáveis é o coeficiente de correlação, também conhecido como medida de associação, de interdependência, de intercorrelação ou de relação entre as variáveis. Este coeficiente pode variar de -1 a +1 e mostra a intensidade e o sentido da relação linear entre as duas variáveis estudadas. Podemos interpretar a correlação da seguinte forma:

- uma correlação positiva ($0 \leq r \leq 1$) indica que as duas variáveis tendem a aumentar ou diminuir simultaneamente;
- uma correlação negativa ($-1 \leq r \leq 0$) refere que quando uma variável tende a aumentar de valor a outra tende a diminuir e vice-versa;
- o valor de -1 e 1 indica uma Relação Linear Perfeita;
- o valor de 0 indica que não existe Relação Linear entre as variáveis.

4.2- Caso Paramétrico: Correlação de Pearson

O Coeficiente de Correlação Linear de Pearson mede o grau da correlação linear entre duas variáveis quantitativas, onde reflete a intensidade de uma relação linear entre dois conjuntos de dados. Pode ser visto como a razão entre a covariância de duas

variáveis pelo produto dos desvios-padrão de cada uma delas. Este coeficiente, normalmente representado pela letra "r" assume apenas valores entre -1 e 1. Quando $r = 0$ significa que as duas variáveis não dependem linearmente uma da outra, podendo existir uma outra dependência que seja "não linear". Dadas n observações bivariadas nas variáveis X e Y , X_1, X_2, \dots, X_n e Y_1, Y_2, \dots, Y_n , o coeficiente de correlação r é definido por:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(n-1)s_x s_y},$$

onde:

x_i e y_i = valores amostrais de X e Y , respetivamente;

\bar{x} e \bar{y} = médias amostrais de X e Y , respetivamente;

n = dimensão da amostra;

s_x e s_y = desvios padrão amostrais de X e Y , respetivamente.

Para verificar se o valor obtido de r tem significado estatístico, ou seja, se a correlação que este indica é estatisticamente válida, pode usar-se o teste T bilateral. As hipóteses a testar são:

H_0 : o valor de r não tem significado estatístico;

H_1 : o valor de r tem significado estatístico;

e a estatística de teste dada por:

$$T = \frac{r \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}},$$

quando o valor de $|T| > t_{(n-2, 1-\frac{\alpha}{2})}$ então o valor de r é significativo.

A utilização deste coeficiente supõe de três fatores: (1) que a associação entre as duas variáveis seja linear; (2) que as variáveis quantitativas envolvidas sejam aleatórias e que medidas numa escala intervalar; (3) que as duas variáveis tenham distribuição Normal, o que equivale a dizer que para cada X dado a variável Y é normalmente distribuída. Esta última hipótese é imprescindível para amostras pequenas, segundo Bunchaft & Kellner (1999), e diminui a importância à medida que aumenta a dimensão da amostra, o que é justificado pelo Teorema do Limite Central para distribuições multivariadas.

4.3- Caso não-paramétrico: Correlação de Spearman

Se as variáveis não seguem uma distribuição Normal, temos de optar por uma medida não paramétrica. Ao contrário do Coeficiente de Correlação de Pearson o coeficiente de Spearman não requer a suposição de que a relação entre as variáveis é linear, nem requer que as variáveis sejam quantitativas, podendo ser utilizado para variáveis qualitativas medidas no nível ordinal. Nos casos em que os dados não formam uma nuvem “bem comportada”, com alguns pontos muito afastados dos restantes, ou em que parece existir uma relação crescente ou decrescente em formato de curva, o coeficiente ρ de Spearman é mais apropriado. Temos então o coeficiente de correlação amostral de Spearman dado por:

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n D_i^2}{n(n^2 - 1)},$$

onde:

D_i = diferença entre as ordens amostrais;

n = dimensão da amostra.

O coeficiente de Spearman (r_s) também varia entre -1 e 1. Quanto mais próximo estiver destes extremos, maior será a associação entre as variáveis. O sinal negativo da correlação significa que as variáveis variam em sentido contrário, isto é, as categorias mais elevadas de uma variável estão associadas a categorias mais baixas da outra variável. A partir deste coeficiente pode ser construído um teste bilateral para testar se:

H_0 : as variáveis não se encontram associadas;

H_1 : as variáveis encontram-se associadas.

Como hipóteses alternativas podem ainda considerar-se:

H_1 : associação direta (teste unilateral à direita);

H_1 : associação inversa (teste unilateral à esquerda).

Quando a amostra for superior a 30 observações, a estatística de teste deverá ser substituída por:

$$\frac{r_s}{\sqrt{\frac{(1 - r_s^2)}{(n - 2)}}},$$

quando H_0 é verdadeira, segue uma distribuição t de Student com $(n - 2)$ graus de liberdade.

Sempre que se verificarem empates atribui-se às observações, naquela situação, o número de ordem que corresponde à média dos números de ordem que as observações receberiam se não estivessem empatadas. Se existir um número pequeno de empates, o valor da estatística r_s deve ser calculado através da expressão:

$$r_s = 1 - \frac{6 \times \sum_{i=1}^n D_i^2}{n(n^2 - 1)},$$

e não será significativamente afetado. Caso contrário, a estatística deverá ser calculada através da expressão:

$$r_s = \frac{n(n^2 - 1) - 6 \sum_{i=1}^n d_i^2 - 6(u' + v')}{\sqrt{n(n^2 - 1) - 12u'} \times \sqrt{n(n^2 - 1) - 12v'}},$$

sendo: $u' = \frac{\sum_{i=1}^n u_i^3 - \sum_{i=1}^n u_i}{12}$ e $v' = \frac{\sum_{i=1}^n v_i^3 - \sum_{i=1}^n v_i}{12}$,

em que u_i e v_i representam o número de empates no i -ésimo grupo de observações iguais pertencentes, à variável X e à variável Y , respetivamente.

4.4- Coeficiente de Correlação Eta

O coeficiente de correlação a ser calculado quando se tem uma variável quantitativa Y e uma variável categórica ou nominal X é o Coeficiente de Correlação Eta. Este coeficiente varia num intervalo fechado entre 0 e 1. Conforme descreve Ferguson (1981) e Chen & Popovich (2002), a Correlação Eta (ou η) tem sido apresentada como a medida apropriada para descrever a relação não-linear entre duas variáveis. Se uma das variáveis - digamos, a independente - é uma variável nominal, e a outra variável é intervalar ou de razão, a ideia de linearidade ou não-linearidade praticamente não tem sentido.

Para Downie & Heath (1959) o coeficiente correto quando a relação entre dois conjuntos de dados é curvilínea é o coeficiente Eta. Os valores de Eta e r (correlação de Pearson) devem ser idênticos, quando a relação é linear. Se a relação é curvilínea Eta é maior que r e a diferença entre os dois indica o grau de distância da linearidade. Conforme apresenta Chen & Popovich (2002) o coeficiente Eta é também um caso especial de r . Se os valores de Y (variável nominal) forem substituídos pela média de X , correspondente a cada categoria, o resultado será equivalente ao r .

Para testar a significância do coeficiente de correlação Eta usa-se a razão F (que é exatamente a razão F da ANOVA), dada por:

$$F = \frac{n_{y,x}^2 / (k - 1)}{(1 - n_{y,x}^2) / (n - k)},$$

onde:

F = a estatística do teste;

k = o número de categorias da variável nominal;

n = o número total de observações;

$n_{y,x}^2$ = Soma de Quadrados entre grupos.

É possível, através do coeficiente de correlação Eta, testar a hipótese de diferença entre duas ou mais médias. Neste caso, a variável nominal ou ordinal assume duas ou mais categorias. A hipótese nula a ser testada é de $H_0: Eta = 0$, rejeitando-se a hipótese de que a correlação é igual a zero, conclui-se que pelo menos uma das médias é diferente.

4.5- Coeficiente de Correlação Kendall

Uma alternativa ao coeficiente de Spearman é o coeficiente de Kendall, que se aplica nas mesmas condições. No entanto apresenta duas vantagens sobre o Coeficiente de Spearman, tais como: (1) se as amostras tiverem dimensão muito reduzida e valores repetidos, (2) o coeficiente de Kendall pode ser generalizado para correlações parciais que são correlações medidas entre duas variáveis após remoção do efeito de uma possível terceira variável sobre ambas.

Uma diferença muito importante entre os dois coeficientes (Kendall e Spearman) reside na sua interpretação e na impossibilidade de comparar diretamente valores provenientes de ambos. Embora o objetivo comum seja o de medir a associação, a forma de o fazer é distinta.

O coeficiente de Kendall é muitas vezes descrito como uma medida de concordância entre dois conjuntos de classificação relativas a um conjunto de objetos ou experiências. Basicamente, este coeficiente mede a diferença entre a probabilidade de as classificações estarem na mesma ordem e a probabilidade de estarem em ordens diferentes. Do ponto de vista amostral estas probabilidades são dadas através das frequências relativas respetivas.

4.6- Teste do Qui-quadrado para a independência

O teste do Qui-quadrado permite verificar a independência entre duas variáveis, tendo por base uma disposição dos dados de acordo com uma tabela de contingência do tipo $k \times r$. Genericamente, uma tabela de contingência resulta de uma classificação, segundo dois itens diferentes, de um mesmo grupo de indivíduos. Tem por objetivo inferir sobre a existência ou inexistência de relação entre as variáveis.

Considere-se, então, uma amostra de n indivíduos extraída de uma população, atendendo a dois critérios de classificação: X (variável 1) e Y (variável 2), cujos valores observados serão representados por O_{ij} , com $i = 1, \dots, k$, e $j = 1, \dots, r$. As frequências observadas podem apresentar-se numa “Tabela de Contingência” com k linhas e r colunas. A formalização do teste de hipóteses, com a definição das hipóteses nula e alternativa, é apresentada da seguinte forma:

H_0 : há independência entre as variáveis X e Y ;

H_1 : não há independência entre as variáveis X e Y .

Designar-se-á, genericamente, por X_i ($i = 1, \dots, k$) uma categoria da primeira variável e por Y_j ($j = 1, \dots, r$) uma categoria da segunda variável, e os dados serão apresentados numa tabela de contingência, onde:

O_{ij} = representa os valores observados $i = 1, \dots, k$ e $j = 1, \dots, r$;

E_{ij} = representa os valores esperados $i = 1, \dots, k$ e $j = 1, \dots, r$.

Sendo $E_{ij} = \frac{O_{i.} \times O_{.j}}{n}$, com $i = 1, \dots, k$ e $j = 1, \dots, r$

A estatística de teste é dada por:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}},$$

onde $\chi^2 \sim \chi^2_{[(k-1) \times (r-1), (1-\infty)]}$, sendo a aproximação tanto melhor quanto maior for a dimensão da amostra. A regra de decisão é a seguinte: $\chi^2 > \chi^2_{[(k-1) \times (r-1), (1-\infty)]}$, rejeita-se H_0 ao nível de significância α .

4.7- Coeficiente de Contingência de Pearson

Este coeficiente mede a associação entre dois conjuntos de atributos quando um ou ambos são medidos em escala nominal. Considere uma tabela de contingência $k \times r$

que representa as frequências cruzadas dos itens *A* e itens *B*. O grau de associação entre estes dois conjuntos é calculado por:

$$C = \sqrt{\frac{\chi^2}{n + \chi^2}},$$

onde χ^2 é a estatística Qui-quadrado que examina se as variáveis são independentes. O mesmo teste pode servir também para averiguar se as frequências se distribuem de forma homogênea em todas as linhas da tabela, tratando-se de um teste de homogeneidade. Podemos também aplicar este teste em situações de ajustamento, ou seja, quando se quer averiguar se uma amostra provém de uma certa população com distribuição especificada.

O *p-value* associado ao valor da estatística Qui-quadrado com $(k - 1) \times (r - 1)$ graus de liberdade é a prova de significância do coeficiente de contingência *C*.

O coeficiente *C* caracteriza-se por assumir valor zero quando há inexistência de associação porém nunca será igual a 1. O limite superior do coeficiente é dado por $\sqrt{\frac{k-1}{k}}$ (quando $k = r$). Para calcular o coeficiente *C*, a tabela de contingência deve satisfazer as restrições do teste Qui-quadrado.

5- Análise de Variância

A comparação de médias de duas condições experimentais foi conseguida pelo *t-test*, descrito pela primeira vez por W.S. Gosset (1908) e publicado sob o pseudónimo de “*Student*”. Porém, sempre que era necessário comparar mais do que duas condições numa experiência, aplicava-se mais do que um *t-test*, aumentando o erro tipo I (rejeição da verdadeira). Em 1934, G.W. Snedecor utilizou a designação de distribuição *F*, como reconhecimento do trabalho de Fisher (*Sir. Ronald Fisher*). Desde o seu aparecimento a ANOVA – como método inferencial para comparação de mais do que duas médias – tem sido aplicada por diferentes grupos de investigadores em distintas áreas do conhecimento, podendo estender-se à avaliação de Modelos de Regressão, nomeadamente modelos de Regressão Linear Simples e modelos de Regressão Linear Múltipla. Por exemplo: considere-se a realização de uma experiência em que o objetivo é estudar o efeito da glicose na libertação de insulina. São aplicados 5 estimulantes a cobaias laboratoriais e é registada a insulina fabricada em cada um dos casos. Pretende-se portanto a comparação das 5 médias envolvidas, a fim de averiguar a existência de diferenças significativas nas médias populacionais, ou concluir que as

diferenças observadas são apenas fruto do acaso. A Análise de Variância é uma técnica desenvolvida por Fisher para a resolução deste tipo de problemas (Oliveira, 2004).

Segundo Guimarães & Cabral (1997) a partir da análise de dispersão total presente num conjunto de dados a Análise de Variância permite identificar os fatores que deram origem a essa dispersão e avaliar a contribuição de cada um deles. A Análise de Variância, segundo os mesmos, é mais potente quando incide sobre dados provenientes de experiências.

Segundo o excerto do “*Studies in Crop Variation: An examination of the yield of dressed grain from Broadbalk*”, Journal of Agriculture Science, a variação de qualquer quantidade (variável) que resulta de duas ou mais causas independentes é função da soma dos valores da variância produzida por cada causa separadamente. Esta propriedade da variância, pela qual cada causa independente, por si só, contribui para o total, permite-nos analisar o total, e atribuir, aproximadamente, as diferentes porções às causas apropriadas (ou grupo de causas).

A Análise de Variância tem a sua aplicação restringida em casos que sejam satisfeitas as seguintes três condições: (1) normalidade da sua distribuição; (2) homogeneidade da sua variância e (3) independência mútua.

A primeira das condições – necessária para a realização de testes e para a especificação de intervalos de confiança – é, porventura, a menos crítica. De facto, os testes e os intervalos de confiança incidem sobre médias ou diferenças entre médias. A menos que as amostras sejam de pequenas dimensões e a distribuição dos erros seja fracamente assimétrica. Se a hipótese de normalidade for rejeitada e se se estiver a lidar com amostras de pequenas dimensões, existe um teste não paramétrico alternativo ao teste ANOVA, para verificar se existem diferenças significativas entre os valores médios de vários grupos de dados. Trata-se do teste de Kruskal-Wallis que não envolve qualquer hipótese relativa à forma da distribuição dos erros (Guimarães & Cabral, 2011).

A segunda condição de aplicabilidade da ANOVA é a da homogeneidade da variância dos erros. Os erros associados às observações incluídas num grupo devem ter a mesma variância que os erros das observações incluídas noutro grupo. Na prática, a homogeneidade da variância só se torna importante quando as dimensões das amostras forem muito diferentes, isto é, quando a maior amostra tiver uma dimensão pelo menos dupla da dimensão da menor amostra. Quando as amostras não são fortemente desequilibradas o efeito da heterogeneidade da variância, mesmo se acentuada, é pouco

significativo. Se se admitir que os erros têm distribuição Normal a homogeneidade da sua variância pode ser verificada recorrendo ao teste de Bartlett (Guimarães & Cabral, 2011).

A terceira e última condição de aplicabilidade da análise da variância é a da independência dos erros. A violação desta condição pode causar muitos problemas na aplicação da técnica (Guimarães & Cabral, 2011).

A ANOVA é uma técnica poderosa que envolve a partição estatística da variância observada em diferentes componentes para realizar vários testes de significância. O modelo linear subjacente a uma análise de variância a um fator é:

$$x_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij},$$

em que x_{ij} é cada uma das $j = 1, \dots, N_i$ observações do tratamento $i = 1, \dots, k$, μ é a média global de todas as N observações, τ_i é o efeito do tratamento i , isto é, a parte da variabilidade que pode ser imputada ao facto de cada uma das amostras ter sido objecto de um tratamento diferente e ε_{ij} é a variabilidade residual ou erro experimental, isto é, a parte da variabilidade que não pode ser imputada aos tratamentos.

A ANOVA testa as hipóteses:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_n;$$

H_1 : as médias não são todas iguais.

Para testar a hipótese H_0 , pode utilizar-se o teste F apresentado na seguinte tabela de Análise de Variância. Convém lembrar que esse teste só é válido se os pressupostos assumidos para os erros do modelo estiverem satisfeitos. Se $F_0 > F_{[k-1, n-k; \alpha]}$ então, rejeita-se a hipótese de nula H_0 , e conclui-se que existem evidências de diferença significativa entre pelo menos um par de médias de tratamentos, ao nível α de significância escolhido. A respetiva tabela de análise de variância, será:

Fonte de Variação	Soma de quadrados	Grau de Liberdade	Soma média de Quadrados	Razão F
Entre Grupos	SQA	$k-1$	$QMA = \frac{SQA}{k-1}$	$\frac{QMA}{QME}$
Dentro dos Grupos	SQE	$N-k$	$QME = \frac{SQE}{N-k}$	
Total	SQT	$N-1$		

Tabela 5.1: Tabela ANOVA: caso geral

onde:

$$SQE = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2$$

$$SQA = \sum_{i=1}^k n_i (\bar{x}_i - \bar{\bar{x}})^2$$

$$SQT = SQA + SQE$$

Nos casos em que o teste da Análise de Variância é significativo e é evidente a existência de diferenças significativas entre médias, devem ser feitas múltiplas comparações a fim de analisar essas diferenças.

5.1- Testes de Comparações Múltiplas

Quando a aplicação da Análise de Variância conduz à rejeição da hipótese nula, temos a evidência de que existem diferenças entre as médias populacionais. Quando se rejeita a hipótese nula da igualdade das médias, não se tem informação sobre qual ou quais dos grupos são responsáveis pela diferença. Uma das possibilidades para efetuar comparações múltiplas consiste em comparar todos os pares de médias, m_k e m_l , para $k \neq l$. Estes testes permitem examinar simultaneamente pares de médias amostrais para identificar quais os pares onde se registam diferenças significativas.

O teste de Tukey e o teste de Scheffé são indicados por alguns autores como sendo os mais utilizados, preferindo o Scheffé a maior parte das vezes. O teste de Tukey gera intervalos de confiança com menor amplitude, portanto, mais precisos. Por outro lado o teste de Scheffé apresenta uma maior simplicidade de cálculo, permite usar amostras com dimensões diferentes e é robusto a violações dos pressupostos de normalidade e de igualdade de variâncias

Existem muitos testes deste tipo, no entanto, aqui vamos abordar apenas três: Teste HSD (honestly significant difference) de Tuckey, Teste de Scheffé e Teste de Duncan.

5.1.1- Teste de comparação múltipla de Tukey

O método de Tukey consiste na construção de intervalos de confiança para todos os pares de médias de tal forma que o conjunto de todos os intervalos tenham um determinado grau de confiança. O método de construção destes intervalos depende do facto dos grupos terem ou não a mesma dimensão.

Relativamente aos parâmetros $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k$, define-se um contraste como uma combinação linear do tipo $\sum_{i=1}^k c_i \tau_i$, tal que $\sum_{i=1}^k c_i = 0$. Toda a diferença $\tau_i - \tau_{i'}$, para $i \neq i'$ constituirá um contraste. Com o método de Tukey podem obter-se intervalos de confiança simultâneos para todas as diferenças como $\tau_i - \tau_{i'}$, para $i \neq i'$.

A probabilidade de todas as diferenças $\tau_i - \tau_{i'}$ satisfazem simultaneamente o intervalo de confiança para os contrastes é igual a $1 - \alpha$. O intervalo de confiança é dado por:

$$(\tau_i - \tau_{i'}) \pm q_{[k,n-k,\alpha]} \times \sqrt{\frac{SQE}{r(n-k)'}}$$

onde $q_{[k,n-k,\alpha]}$ é o valor da tabela “*studentized range*”.

Nas comparações múltiplas, diferenças superiores a $q_{[k,n-k,\alpha]} \times \sqrt{\frac{SQE}{r(n-k)'}}$ são significativas ao nível de significância α (Oliveira, 2004).

5.1.2- Teste de comparação múltipla de Scheffé

Para a análise das múltiplas comparações a estatística do teste de Scheffé será:

$$T_s = \frac{|\hat{\tau}_i - \hat{\tau}_{i'}|}{\sqrt{QME \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_{i'}} \right)'}}$$

em que $T_s \sim \sqrt{(k-1)F_{k-1,n-k}(\alpha)}$, sendo $F_{[k-1,n-k;\alpha]}$ o valor tabelado da distribuição F com $(k-1, n-k)$ graus de liberdade e nível de significância α .

As hipóteses nulas do tipo $H_0: \tau_i = \tau_{i'}$ são rejeitadas quando $T_s \geq \sqrt{(k-1)F_{[k-1,n-k;\alpha]}}$ ou equivalentemente quando:

$$|\hat{\tau}_i - \hat{\tau}_{i'}| \geq \sqrt{(k-1)F_{[k-1,n-k;\alpha]}QME \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_{i'}} \right)'}$$

Assim, serão significativas as diferenças entre tratamentos observados superiores ao valor do segundo membro da inequação (Oliveira, 2004).

5.1.3- Teste de comparação múltipla de Duncan

O teste de Duncan, tal como o teste de Tukey, aplica-se na comparação de k amostras de dimensão r . Apesar da sua aplicação ser mais trabalhosa atinge resultados mais detalhados e discriminatórios entre tratamentos. Trata-se de um método menos

conservador, ou seja, dá diferenças significativas com mais facilidade, não sendo tão exigente e rigoroso na atribuição de diferenças como o método de Tukey.

Dado um subconjunto de k médias amostrais é necessário que a amplitude do referido subconjunto exceda um determinado valor para que se admita a existência de diferenças entre as k médias populacionais. Este valor designa-se por amplitude total mínima significativa para k médias, sendo representado por R_p , tal que:

$$R_p = r_p \sqrt{\frac{QME}{r}}.$$

Os valores de R_p encontram-se tabelados para p (número de passos que separam as médias) de acordo com número de graus de liberdade do QME e o nível de significância desejado (tabela r_p de Duncan). O procedimento do teste passa por calcular as médias amostrais e ordena-las por ordem crescente. Começamos pela maior média, cada média amostral é comparada com a menor média, utilizando o valor adequado de R_p . A maior média é comparada com todas as outras, a seguinte é comparada com as que lhe são inferiores e é sempre utilizado o valor correspondente de R_p para cada situação. Por exemplo ao comparar a maior com a menor média de entre k médias, o número de passos p entre elas será igual ao número de amostras em estudo k , donde teremos que comparar a diferença entre a maior e menor média com valor tabelado R_p . As amostras são significativamente diferentes para as quais a diferença entre médias é superior ao correspondente valor tabelado R_p (Oliveira, 2004).

É comum resumir-se as conclusões da análise deste teste apresentando a disposição das médias amostrais por ordem crescente e sublinhando cada subconjunto de médias adjacentes que não diferem significativamente.

5.2- Análise de Variância não Paramétrica

5.2.1- Estatística não paramétrica

A designação “Métodos ou Testes não Paramétricos” deve-se ao facto de estes não terem a pretensão de testar ou estimar parâmetros de uma dada distribuição, mas sim estudar o ajustamento de certas funções aos dados, averiguar a independência ou comparar duas ou mais distribuições (Oliveira, 2004).

As principais diferenças entre estes dois tipos de testes podem ser sintetizadas da seguinte forma:

- Testes paramétricos (também denominados testes t): (1) exigem que as amostras tenham uma distribuição Normal, especialmente se tiverem dimensão inferior a 30; (2) nas amostras de dimensão superior a 30, a distribuição aproxima-se da distribuição normal (Teorema do Limite Central) e também se aplicam testes t .

- Testes não paramétricos: (1) não necessitam de requisitos tão fortes, como a normalidade, para serem usados. São também indicados quando as amostras são pequenas; (2) são usados quando a amostra tem uma distribuição que não é normal ou quando, apesar da amostra ter uma dimensão superior a 30, se opta por conclusões mais conservadoras; (3) a desvantagem destes testes é que não são tão potentes quanto os testes paramétricos, ou seja, com os testes não paramétricos não se encontram tantas diferenças entre os dados, quando essas diferenças realmente existem.

Assim, quando precisamos de optar por um determinado tipo de teste devemos ter em conta o tipo de dados do estudo e qual o objetivo do estudo. Uma versão não paramétrica para comparação de várias populações são os testes de Mann-Whitney e de Kruskal – Wallis.

5.2.2- Testes para duas ou mais amostras independentes

5.2.2.1- Teste de Mann-Whitney

Foi desenvolvido por F. Wilcoxon em 1945 para comparar as tendências centrais de duas amostras independentes de dimensões iguais. Em 1947, H. B. Mann e D. R. Whitney generalizaram a técnica para amostras de dimensões diferentes e passou a ser conhecido como o teste de Mann-Whitney. Este teste é pois um substituto do teste t de Student e é aplicável quando se verificam os seguintes pressupostos: (1) amostras aleatórias; (2) observações independentes; (3) variável de interesse tem características contínuas (mesmo que os dados não sejam contínuos).

A forma como o teste é construído torna-o particularmente sensível às diferenças de medidas de localização, especialmente às diferenças nas medianas das distribuições. Em vez de se basear em parâmetros da distribuição Normal como a média e a variância, o teste de Mann-Whitney baseia-se nas ordenações da variável.

As vantagens do teste de Mann-Whitney são: não exigir o pressuposto da normalidade, podendo ser aplicado para amostras pequenas e em variáveis de escala ordinal. As hipóteses a testar são as seguintes:

H_0 : As duas amostras são provenientes de populações com a mesma distribuição;

H_1 : As duas amostras são provenientes de populações com distribuições distintas.

As hipóteses anteriores podem ser reformuladas, se $F(x)$ definir a função distribuição da população X e $G(x)$ a função distribuição da população Y .

A estatística de teste baseia-se nas ordens (*ranks*) das observações das amostras. Combinam-se as duas amostras, ou seja, o total das observações e ordenam-se estas por ordem crescente assinalando o grupo a que pertencem. No caso das observações empatadas atribui-se a média dada pela posição sequencial das observações que lhe corresponderiam. A estatística de teste é dada por:

$$U = \min (U_1, U_2),$$

$$\text{em que: } U_1 = n_1 n_2 + \frac{n_1 (n_1 + 1)}{2} - R_1 \text{ e } U_2 = n_1 n_2 + \frac{n_2 (n_2 + 1)}{2} - R_2,$$

onde:

n_1 = é a dimensão da amostra menor;

n_2 = é a dimensão da amostra maior;

R_1 = é a soma das ordenações da menor amostra;

R_2 = é a soma das ordenações da maior amostra.

Quando n_1 e n_2 pequenos (≤ 10) compara-se o valor observado da estatística de teste com o valor tabelado (Tabela de Mann-Whitney).

Se $U < U_{\text{tabelado}}$, então pertence à região crítica, pelo que se rejeita a hipótese nula ao nível de significância α .

O teste Mann-Whitney pode ser aplicado em situações em que existem empates nas observações e em situações em que não ocorrem empates. No caso em que ocorrem empates entre duas ou mais observações da mesma amostra, o valor de U não é afetado. Mas se os empates envolvem elementos das duas amostras e ocorrem entre duas ou mais observações, o valor de U pode ser afetado. A correção para empates deve ser feita ao desvio padrão da distribuição amostral U :

$$\sigma_v = \sqrt{\frac{n_1 n_2}{n (n - 1)} \left(\frac{n^3 - n}{12} - \sum_{k=1}^q \frac{e_k^3 - e_k}{12} \right)},$$

em que e_k corresponde ao número de observações empatadas para um dado posto k (Oliveira, 2004).

5.2.2.2- Teste de Kruskal Wallis

O teste de Kruskal-Wallis (K-W) é uma extensão do teste de Wilcoxon-Mann-Whitney e trata-se de uma alternativa não paramétrica à análise de variância simples

que permite a comparação de três ou mais grupos independentes em que a variável é ordinal. A ideia é avaliar a que ponto a ordem de cada uma das subamostras se afasta do *rank* médio global. Segundo Pestana & Velosa (2004) o teste Kruskal-Wallis tem como principal objetivo decidir sobre a hipótese nula de igualdade de localizações centrais de k populações, sem se admitir um pressuposto de ajustamento por modelos normais. Deve ser utilizado nas situações em que a ANOVA paramétrica não pode ser utilizada, nomeadamente quando as k amostras não provêm de populações normais, ou quando as variâncias são muito heterogéneas.

As hipóteses a testar são:

H_0 : As k populações têm a mesma localização;

H_1 : Pelo menos duas das k populações não têm a mesma localização.

O procedimento a aplicar para efetuar o teste de Kruskal-Wallis é semelhante ao do teste de Mann-Whitney: ordenam-se as N observações em conjunto e atribuem-se-lhes *ranks* (posições 1; 2; ...; N). Quando há empates (observações repetidas) atribui-se o *rank* médio às observações empatadas. A ideia base do teste é a de que, se H_0 for verdadeira, os *ranks* correspondentes aos vários grupos estarão misturados de forma aleatória; caso contrário, deverão existir grupos com predominância de *ranks* reduzidos e outros grupos com predominância de *ranks* elevados.

Considerem-se então k populações X_1, X_2, \dots, X_k , a partir das quais foram retiradas k amostras aleatórias, de *dimensões* n_1, n_2, \dots, n_k . Deste modo, tem-se: $(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{n_1})$ da população X_1 . Considere-se $R(X_0)$ a ordem (*rank*) atribuída à observação e seja:

$$R_i = \sum_{j=1}^{n_i} R(X_{ij}),$$

a soma das ordens da i -ésima amostra ($i = 1, 2, \dots, k$). O número total de observações é $N = \sum_{i=1}^k n_i$. A estatística de Kruskal-Wallis é dada por:

$$T = \frac{1}{s^2} \left[\sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} - \frac{n(n+1)^2}{4} \right],$$

onde:

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} R(X_{ij})^2 - \frac{n(n-1)^2}{4} \right].$$

Para o caso de não existirem empates (ou de o seu número ser muito pequeno), esta estatística reduz-se a:

$$T' = \frac{12}{n(n+1)} \sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} - 3(n+1).$$

A distribuição por amostragem da estatística de teste depende do número de amostras envolvidas na comparação, bem como do número de observações por amostra.

Assim, para os casos em que não há empates, e se o número de amostras for inferior ou igual a três ou o número de observações por amostra não ultrapassar as 5, para tomar a decisão quanto à diferença nas distribuições das três populações, compare-se o valor da estatística de teste com o valor fornecido pela tabela de Kruskal-Wallis.

Rejeita-se H_0 se o valor da estatística de teste for superior ao valor tabelado. Quando existem observações com o mesmo valor (empates) é importante corrigir o valor do teste. Se mais de 25% das observações forem empates, a estatística de teste T' deverá ser corrigida dividindo T' por:

$$1 - \frac{1}{n^3 - n} \sum_{j=1}^e t_j (t_j^2 - 1),$$

onde e representa o número de amostras com diferentes ordens de empates e t_j representa o número de empates na amostra j (Oliveira, 2004).

Portanto, trata-se de um teste não paramétrico que se destina a comparar três ou mais amostras independentes da mesma dimensão ou desiguais, cujos dados devem ser mensurados, pelo menos, a nível ordinal.

6- Análise de Regressão

A Correlação é considerada como uma medida de associação entre duas variáveis. Quando o objetivo é estudar a relação entre as variáveis, nem sempre a correlação é suficiente para uma análise mais completa. No modelo clássico de Regressão Linear Simples e Múltipla assume-se que a variável dependente Y é uma variável aleatória de natureza contínua. No entanto, em algumas situações a variável dependente é qualitativa e expressa por duas ou mais categorias, ou seja, admite dois ou mais valores numa escala nominal ou frequentemente ordinal. Neste caso, o método dos mínimos quadrados não oferece estimadores plausíveis. Uma boa abordagem a este tipo de variáveis pode ser obtido pelo modelo de Regressão Logística que permite calcular ou prever a probabilidade de um evento específico associado a uma categoria da variável dependente.

Como referido, anteriormente, as categorias ou valores que a variável dependente assume podem possuir natureza nominal ou ordinal. No caso de natureza ordinal, há uma ordem natural entre as possíveis categorias e tem-se então o contexto da Regressão Ordinal. Debates e informações sobre Regressão Ordinal podem ser encontrados em Kleinbaum & Klein (2002), Agresti (1984) e Agresti (1990).

6.1- Modelos Lineares Generalizados (MLG)

Os modelos lineares generalizados (MLG) foram formulados por Nelder com o intuito de unificar vários modelos estatísticos: a Regressão Linear, a Regressão Logística e a Regressão de Poisson, num só modelo (Nelder & Wedderburn, 1972).

Os modelos lineares generalizados têm como objetivo estudar a relação entre variáveis, tendo muitas vezes em vista estudar a influência de várias variáveis, denominadas de explicativas, numa determinada variável, chamada de variável resposta, Y . As variáveis explicativas da observação i representam-se num vetor $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})^T$ onde k é o número de variáveis em estudo. Estas variáveis podem ser contínuas, discretas, qualitativas nominais ou de natureza ordinal. A variável Y pode ser contínua, discreta ou categórica.

Assim, temos dados da forma (x_i, y_i) , com $i = 1, 2, \dots, n$, resultantes da realização de (X, Y) em n indivíduos, sendo as componentes Y do vetor aleatório $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)^T$ independentes.

Os modelos lineares generalizados pressupõem que as variáveis resposta Y_i sejam observações independentes e com distribuição pertencente à família exponencial. Diz-se que uma variável aleatória Y tem distribuição pertencente à família exponencial se a sua função densidade de probabilidade (f.d.p.) ou função massa de probabilidade (f.m.p) puder ser escrita na forma:

$$f(y|\theta, \phi) = \exp\left\{\frac{y\theta - b(\theta)}{a(\phi)} + c(y, \phi)\right\},$$

onde θ e ϕ são parâmetros escalares (θ é a forma canónica do parâmetro de localização e ϕ é o parâmetro de dispersão em geral conhecido), $a(\cdot)$, $b(\cdot)$ e $c(\cdot, \cdot)$ são funções reais conhecidas, sendo a função $b(\cdot)$ diferenciável. O suporte da distribuição não depende dos parâmetros.

Os modelos lineares generalizados são uma extensão do modelo linear clássico: $Y = X\beta + \varepsilon$, onde X é uma matriz de dimensão $n \times (k + 1)$ (com a primeira coluna

unitária) das variáveis explicativas do modelo associada a um vetor $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_k)^T$ de parâmetros, e ε é um vetor de erros aleatórios, com distribuição que se supõe $N(0, \sigma^2 I)$. Consequentemente têm-se $E(Y|X) = \mu$ com $\mu = X\beta$, ou seja, o valor esperado da variável resposta é uma função linear das variáveis explicativas (Turkman & Silva, 2000).

Existem muitas funções de ligação, mas a escolha desta depende do tipo de resposta e do estudo particular que se está a realizar. Para a variável resposta binária que assume um de dois valores: 0 se determinado fenómeno não é observado (insucesso) e 1 se determinado fenómeno é observado (sucesso), a função de ligação mais utilizada é a função de ligação canónica chamada *logit*, daí o nome Regressão Logística. Na presença de variáveis explicativas categóricas ou contínuas, o modelo logístico estabelece uma relação entre essas variáveis e a probabilidade de ocorrência de sucesso da variável resposta dicotómica. A arte da modelação é composta por quatro fases: (1) Formulação dos modelos, (2) Inferência dos parâmetros dos modelos, (3) Seleção das variáveis, (4) Diagnóstico (Turkman & Silva, 2000).

Estimação dos MLG

O método utilizado para estimar os parâmetros de um MLG é o método de máxima verosimilhança (MMV), que consiste em encontrar valores (estimativas) para os parâmetros desconhecidos do modelo de tal forma que tais valores maximizem a função de verosimilhança. O MMV fornece estimadores consistentes, assintoticamente eficientes e com distribuição assintoticamente normal.

A função de verosimilhança L , expressa a probabilidade conjunta das ocorrências observadas como uma função dos parâmetros desconhecidos.

O MMV resulta numa distribuição assintótica de $\hat{\beta}$ normal p – *variada*, com β o vetor das médias e $I^{-1}(\beta)$ (matriz de informação de Fisher) a matriz de covariância. Sendo assim, o intervalo de confiança para os β_i , com nível de significância de α , pode ser facilmente construído pelas propriedades da distribuição Normal Multivariada e é dado por:

$$IC_{(1-\alpha)}(\hat{\beta}_i) = \left[\hat{\beta}_i - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \times SE(\hat{\beta}); \hat{\beta}_i + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \times SE(\hat{\beta}) \right],$$

onde SE é o standard error de $\hat{\beta}$ (Turkman, & Silva, 2000).

6.2- Regressão Logística

A técnica de Regressão Logística é considerada como uma abordagem parcialmente não paramétrica, não exigindo suposições sobre o comportamento probabilístico dos dados em estudo. Hosmer & Lemeshow (1989) dizem que há pelo menos duas razões para a utilização do modelo logístico na análise de variáveis-resposta dicotômicas: (1) de um ponto de vista matemático é extremamente flexível e fácil de ser utilizado; (2) permite uma interpretação de resultados bastante rica e direta. A primeira característica refere-se ao facto da Regressão Logística não fazer suposições sobre comportamento probabilístico das variáveis independentes. A segunda consiste da possibilidade de estimação direta da probabilidade de uma observação pertencer a determinada classe. Assim, é possível testar a significância de um grande número de variáveis que contribuem mais para a separabilidade entre classes.

A Regressão Logística permite o uso de um método de regressão para calcular ou prever a probabilidade de um evento específico. Desta forma, esta usa-se quando se tem uma variável dependente numa escala nominal e uma variável independente nominal e/ou contínua, e serve para descrever a relação entre a variável dependente nominal e o conjunto de variáveis independentes através da função *logit* (Braga, 1994).

A medida de associação calculada a partir do modelo logístico é o *odds ratio* que são obtidos através da comparação de indivíduos que diferem apenas na característica de interesse e que tenham os valores das outras variáveis constantes. O ajuste é apenas estatístico.

Bittencourt (N/D) no seu estudo conclui que a Regressão Logística deve ser utilizada sempre que houver necessidade de entender algum fenómeno onde a variável independente é de nível nominal.

Tal como referido por Hosmer & Lemeshow (1989), nos modelos de Regressão Linear Simples ou Múltipla a variável dependente Y é uma variável aleatória de natureza contínua, sendo esta em alguns casos qualitativa e expressa em função de duas ou mais variáveis de natureza categórica, isto é, admite dois ou mais valores. O que distingue o modelo de Regressão Logística do da Regressão Linear é que a variável resultado na Regressão Logística é usualmente binária (dicotómica). Esta diferença entre Regressão Logística e Linear é refletida quer na escolha de um modelo paramétrico, quer nas hipóteses a serem consideradas. Desde que esta diferença seja tida em conta, os métodos empregues na análise usando a regressão logística seguem os

mesmos princípios usados na Regressão Linear. Então, as técnicas usadas na análise de Regressão Linear deverão motivar uma aproximação à Regressão Logística.

Na Regressão Logística os erros seguem distribuição binomial e a significância é assegurada através do Teste da Razão de Verossimilhança. Assim, em cada passo do procedimento a variável mais importante, em termos estatísticos, é aquela que produz a maior mudança no logaritmo da verossimilhança em relação ao modelo que não contém a variável.

Teste de Wald

Em Regressão Logística tem-se variáveis resultado e uma ou mais variáveis explicativas. Para cada variável explicativa do modelo, haverá um parâmetro associado. O teste de Wald, descrito por Agresti (1990), & Polit (1996) citado por Crichton (2001), é uma das possíveis formas de testar se os parâmetros associados com um grupo de variáveis explicativas tomam o valor zero.

Segundo Crichton (2001), este teste é utilizado para avaliar se o parâmetro é estatisticamente significativo. A estatística de teste que se utiliza é obtida através da razão do coeficiente pelo seu respectivo erro padrão, esta estatística de teste segue uma distribuição Normal. A estatística de teste, para avaliar se o parâmetro β é igual a zero, pode-se especificar como sendo:

$$W = \frac{\widehat{\beta}}{\sqrt{\text{Var}(\widehat{\beta})}} ,$$

Todavia, o teste de Wald falha quando se rejeita coeficientes que são estatisticamente significativos (Hauck & Donner, 1977, citado por Crichton, 2001). Assim, aconselha-se que os coeficientes, identificados por este teste como sendo estatisticamente não significativos, sejam testados novamente pelo teste da razão de verossimilhança.

Interpretação dos coeficientes estimados

Uma vez ajustado o modelo e após avaliar a significância dos coeficientes estimados, é agora necessário interpretar os seus valores. Para que possamos interpretar os valores associados aos coeficientes do modelo de Regressão Logística, é conveniente proceder à análise de acordo com a natureza das variáveis independentes. Abordaremos três situações: variáveis dicotômicas, variáveis policotômicas (nominais ou ordinais com mais de duas categorias) e variáveis contínuas.

- VARIÁVEIS INDEPENDENTES DICOTÓMICAS

Suponhamos que X é uma variável explicativa e que está codificada em dois valores distintos, 0 ou 1. Considerando a função Regressão Logística Univariedade dada por:

$$\pi(x) = E[Y|x] = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}}.$$

Se $\pi(x)$ assumir os valores $\pi(0)$ e $\pi(1)$ e Y tiver a seguinte distribuição de probabilidade:

	$X = 0$	$X = 1$
$Y = 0$	$1 - \pi(0)$	$1 - \pi(1)$
$Y = 1$	$\pi(0)$	$\pi(1)$

em que:

$$\pi(0) = \frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}};$$

$$1 - \pi(0) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0}};$$

$$\pi(1) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}};$$

$$1 - \pi(1) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}.$$

Quando a característica X está presente ($X = 1$) o *odds* é $\frac{\pi(1)}{1 - \pi(1)}$. Da mesma maneira na ausência da característica, ou seja $X = 0$ esse *odds* é $\frac{\pi(0)}{1 - \pi(0)}$. Aplicando o logaritmo, ou seja a função *logit*, obtém-se:

$$g(1) = \ln \left[\frac{\pi(1)}{1 - \pi(1)} \right];$$

$$g(0) = \ln \left[\frac{\pi(0)}{1 - \pi(0)} \right].$$

A medida mais utilizada, em Regressão Logística, é a razão de *odds*, que é designada por *OR* (*odds ratio*), estimada da seguinte forma:

$$OR = \frac{\frac{\pi(1)}{1 - \pi(1)}}{\frac{\pi(0)}{1 - \pi(0)}}$$

Aplicando o logaritmo e simplificando a expressão OR vem:

$$OR = \frac{\left(\frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}\right) \left(\frac{1}{1 + e^{\beta_0}}\right)}{\left(\frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}}\right) \left(\frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}\right)} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{e^{\beta_0}} = e^{\beta_1}.$$

Para amostras suficientemente grandes, o estimador para β_i segue uma distribuição aproximadamente Normal. Supondo válida essa aproximação à Normal dos β_i encontra-se primeiro o intervalo de confiança para β_i , com base na expressão:

$$\hat{\beta}_i \pm Z_{1-\alpha/2} \times SE(\hat{\beta}_i),$$

onde $Z_{1-\alpha/2}$ representa o quantil de probabilidade $1 - \alpha/2$ da distribuição Normal, de valor médio nulo e variância unitária. Assim, o intervalo de $(1 - \alpha)100\%$ de confiança para e^{β_i} é dado por:

$$e^{(\hat{\beta}_i \pm Z_{1-\alpha/2} \times SE(\hat{\beta}_i))}.$$

Se o intervalo de confiança contiver o valor 1, não existe relação significativa entre as variáveis em causa, X (como variável explicativa) e Y (como variável resposta).

- VARIÁVEIS INDEPENDENTES POLICOTÓMICAS

Suponhamos, agora, que uma das variáveis independentes em estudo tem mais do que duas categorias distintas. Então neste caso deveremos utilizar variáveis auxiliares designadas por variáveis *Dummy*.

Este tipo de variáveis assume os valores 0 ou 1. Se a variável nominal em estudo tiver m categorias distintas, então dever-se-ão criar $m-1$ variáveis *Dummy* indexadas a essa categoria. Neste caso é necessário considerar uma categoria como grupo de referência, seja por exemplo a categoria C_1 . Pode então comparar-se uma qualquer categoria C_k com $k = 2, \dots, m$, com a categoria de referência C_1 .

O cálculo do OR é obtido da mesma forma que no caso das variáveis dicotómicas. O intervalo de confiança é obtido com cálculos idênticos aos realizados anteriormente.

- VARIÁVEL INDEPENDENTE CONTÍNUA

Quando um modelo logístico contém uma variável independente contínua, antes de fazer qualquer interpretação do seu coeficiente estimado, é conveniente testar a escala das variáveis contínuas.

Linearidade de Logit

Neste caso $g(x) = \beta_0 + \beta_1 x$, onde β_1 representa o valor da mudança em $g(x)$ quando o valor da variável x aumenta em uma unidade, pois $\beta_1 = g(x + 1) - g(x)$ para qualquer valor de x .

Assim, é necessário saber de quantas unidades se deverá aumentar x , de modo que a interpretação seja considerada adequada. Seja k um valor ideal para a realização de uma boa interpretação tal que $k\beta_1 = g(x + k) - g(x)$. Calculando a exponencial de $k\beta_1$ obtém-se o $OR(x, x + k)$ onde o intervalo de $(1 - \alpha)100\%$ de confiança vem dado por:

$$e^{(k\hat{\beta}_i \pm Z_{1-\alpha/2} \times SE(\hat{\beta}_i))}$$

No caso de não se verificar a condição de linearidade no *logit* ou mesmo no caso em que a escolha de k seja difícil, poderá pôr-se a hipótese de categorizar a variável em estudo, em 2 ou mais categorias.

Método dos Quartis

Hosmer & Lemeshow (2000) sugerem um procedimento que permite verificar a hipótese de linearidade no *logit*, dando-se a indicação de quantas categorias deverão ser criadas. Este procedimento é designado pelo Método dos Quartis e deverá seguir os seguintes passos: (1) determinar os quartis associados à distribuição de frequências da variável; (2) criar 3 variáveis *Dummy* baseadas nos quartis obtidos, sendo o primeiro considerado como a categoria de referência; (3) determinar os coeficientes estimados para estas 3 variáveis *Dummy*, através do modelo que contém todas as variáveis previamente seleccionadas; (4) proceder à estimação dos OR associada às 3 variáveis *Dummy* e (5) construção de um gráfico, onde no eixo dos x , estão representados os pontos médios dos quartis e no eixo dos y , os valores dos coeficientes estimados das variáveis *Dummy*, no modelo Multivariado. Após construir o gráfico procederemos à análise deste, se a curva encontrada for “aproximadamente” linear poderemos concluir que a variável é linear no *logit*. Caso contrário a variável deverá ser categorizada.

Avaliar o ajuste do modelo

Quando se fala na qualidade do ajuste de um modelo de Regressão Logística tem que se ter em atenção a análise de medidas das diferenças entre os seus valores observados da variável resposta y , e os resíduos. Assim, pretende-se avaliar quais as "distâncias" entre os valores observados e os valores estimados.

Sendo o objetivo avaliar o "bom" ajuste do modelo construído através da Regressão Logística, pode-se fazê-lo usando representações gráficas dos valores dos resíduos, o que permite comparar os resíduos dos vários elementos. Pode ainda aplicar-se testes baseados em estatísticas desses valores, fundamentados no valor da estatística de teste e avaliar a qualidade do ajuste do modelo de uma forma global (Martins, 2008). Após aplicação de um teste de análise de resíduos e quando a qualidade do modelo não é validada por todos esses elementos, o ideal será verificar a existência de elementos com valores de resíduos elevados (em módulo), comparando-os com os resíduos dos restantes elementos (Martins, 2008).

Existem dois tipos de resíduos possíveis que poderão ser utilizados para avaliar a qualidade do ajustamento: os resíduos de Pearson e os resíduos da Deviance.

RESÍDUOS DE PEARSON

O resíduo de Pearson para o j -ésimo indivíduo é definido por:

$$r(y_j, \hat{\pi}_j) = r_j = \frac{y_j - \hat{\pi}_j}{\sqrt{\hat{\pi}_j(1 - \hat{\pi}_j)}}, \quad j = 1, 2, \dots, n.$$

A estatística de teste global baseada nos Resíduos de Pearson designa-se por estatística de Qui-quadrado de Pearson e é calculada da seguinte forma:

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^n r(y_j, \hat{\pi}_j)^2 \sim \chi_{(n-p-1)}^2 (\text{sob } H_0),$$

em que H_0 : modelo encontrado explica bem os dados.

RESÍDUOS DE DEVIANCE

Designa-se modelo saturado, ao modelo com tantos parâmetros quantas observações, isto é, com n parâmetros $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$, linearmente independentes. Como as estimativas de máxima verosimilhança dos β_i são as próprias observações, isto é, o modelo ajusta-se exatamente, reproduzindo os próprios dados. Não oferece qualquer redução, de modo que não tem interesse estudá-lo, pois não faz sobressair características importantes transmitidas pelas variáveis explicativas. O resíduo de Deviance para o j -ésimo indivíduo é definido da seguinte forma:

$$d(y_j, \hat{\pi}_j) = d_j = \pm \left\{ 2 \left[y_j \ln \left(\frac{y_j}{\hat{\pi}_j} \right) + (1 - y_j) \ln \left(\frac{1 - y_j}{1 - \hat{\pi}_j} \right) \right] \right\}^{1/2}$$

A estatística de teste a utilizar é:

$$D = \sum_{j=1}^n d(y_j, \hat{\pi}_j)^2 \sim \chi_{(n-p-1)}^2 (\text{sob } H_0).$$

Testes de significância estatística

Após ajustado o modelo segue-se a realização de um teste de significância das variáveis que foram incluídas no modelo. Dado o interesse em se utilizar um teste estatístico de forma a avaliar a razão de verosimilhança, será usado o seu logaritmo, o qual multiplicado por menos dois, resulta numa distribuição conhecida. Este valor é designado por D , sendo o teste utilizado o da razão de verosimilhança. Assim, a estatística D tem como objetivo comparar o modelo em análise e o modelo saturado ou seja:

$$D = -2 \ln \left[\frac{\text{verosimilhança do modelo ajustado}}{\text{verosimilhança do modelo saturado}} \right],$$

onde o modelo ajustado corresponde ao modelo que inclui apenas as variáveis desejadas e o modelo saturado corresponde ao modelo com todas as variáveis e interações (por outras palavras, o modelo saturado contém tantos parâmetros quanto observações). Tem-se assim o seguinte teste para testar a significância em que as m variáveis são independentes. Para este teste temos as seguintes hipóteses:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_m = 0;$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0, \exists j \in \{1, \dots, m\};$$

$$G = D(\text{verosimilhança sem as } m \text{ variáveis}) - D(\text{verosimilhança com as } m \text{ variáveis}) =$$

$$= -2 \ln \left[\frac{\text{verosimilhança (modelo sem as } m \text{ variáveis)}}{\text{verosimilhança (modelo com as } m \text{ variáveis)}} \right].$$

O teste G segue a distribuição de Qui-quadrado com m graus de liberdade, sob a validade da hipótese nula. Assim, ao rejeitar H_0 pode concluir-se que pelo menos um, ou até os m coeficientes poderão ser diferentes de zero (Braga, 1994).

Razão de possibilidades (*odds ratio*)

Atualmente muitos investigadores optam por analisar a relação entre duas variáveis de escala nominal através do rácio de produtos cruzados – razão de

possibilidade, pois tem uma interpretação mais fácil do que o teste de Qui-quadrado (Bessa, 2007).

De acordo com Bessa (2007), a razão de possibilidade é uma medida antiga, sendo utilizado como medida de associação em estudos de “caso-controle” e em estudos transversais controlados. A razão de possibilidade é a razão entre duas *odds*, onde as *odds* são calculadas da seguinte forma:

$$odds = \frac{\text{Probabilidade de um acontecimento ocorrer}}{\text{Probabilidade de um acontecimento não ocorrer}}$$

Assim, a razão de possibilidade é uma forma de se comparar se a probabilidade de um determinado evento/acontecimento é a mesma para dois grupos (Wagner & Callegari-Jacques, 1998; Rumel *in* Revista Saúde Pública, 1986). Em que:

- *odds ratio* = 1 implica que o evento é igualmente provável em ambos os grupos;
- *odds ratio* > 1 significa que o evento é mais provável no 1º grupo;
- *odds ratio* < 1 implica que o evento é menos provável no 1º grupo.

Conclui-se que o significado da razão de probabilidade é semelhante ao risco relativo, obtido em estudos de coorte, e expressa a força de associação entre o evento e o grupo (Pestana & Gageiro, 2005). Assim, para Pestana & Gageiro (2005) uma medida mais direta comparando as probabilidades em dois grupos é o risco relativo, que também é conhecida como a relação de risco. O risco relativo é simplesmente a razão de duas probabilidades condicionais.

Variável resposta nominal e ordinal

Existem vários tipos de variáveis resposta, entre eles as variáveis nominais e as ordinais. As variáveis nominais ou categóricas permitem apenas uma classificação qualitativa, ou seja, podem ser medidas somente se um “objeto” pertence a uma certa categoria, mas não se pode quantificar a ordem das categorias, i.e a disposição das categorias é arbitrária. Devido à falta de ordem ou intervalos com a mesma amplitude não se pode realizar operações aritméticas nem lógicas. Exemplos deste tipo de variáveis são: o género, o estado civil, situação de emprego.

As variáveis ordinais são semelhantes às variáveis categóricas. A diferença é que nas variáveis ordinais há uma ordenação sequencial das diferentes categorias. Apesar de os dados ordinais terem uma ordem, os intervalos entre os estados podem ser desiguais, deste modo, as operações aritméticas também são impossíveis, mas as operações de lógica já são possíveis. Uma variável que meça o *status* sócio-económico, a

escolaridade ou o estado da doença é uma variável ordinal. Existem vários modelos para modelar uma variável resposta ordinal, e neste estudo falaremos no modelo de *chances* proporcionais. Este modelo compara a probabilidade de uma variável resposta ser igual ou menor que uma categoria com a probabilidade da resposta ser maior que essa categoria (Abreu, 2007). Assim, o modelo de *chances* proporcionais para Y é dado por:

$$\ln \frac{\gamma_{ij}}{1 - \gamma_{ij}} = \alpha_j + \sum_{i=1}^{k-1} x_i \beta_i,$$

onde γ_{ij} é a probabilidade cumulativa correspondente a Y_i e é dado por:

$$\gamma_{ij} = P(Y_i \leq j) = \pi_{i1} + \pi_{i2} + \dots + \pi_{ij};$$

π_{ij} é a probabilidade da variável resposta pertencer à categoria j e é dada por: $\pi_{ij} = P(Y_i = j)$.

6.2.1- Regressão Logística Univariada

A análise apresentada neste capítulo baseia-se essencialmente no trabalho de Hosmer & Lemeshow (1989). Qualquer problema de regressão passa por estimar o valor esperado da variável resposta, Y , dado o valor das variáveis independentes, x . Na Regressão Linear assume-se que este valor esperado pode ser expresso como uma equação linear em função de x , considerando o modelo de regressão linear simples tem-se:

$$E [Y|x] = \beta_0 + \beta_1 x .$$

Tendo em conta a expressão anterior, verifica-se que $E [Y|x]$ pode tomar qualquer valor compreendido no intervalo $] - \infty; +\infty[$.

De acordo com Hosmer & Lemeshow (1989), quando se trabalha com dados dicotómicos, a média deverá assumir valores entre 0 e 1. A variação de $E [Y|x]$ em função de x , é menor consoante a aproximação da média condicional de 0 ou 1. Assim, a curva resultante tem uma forma em *S*, sendo semelhante ao gráfico de uma distribuição cumulativa de uma variável aleatória. Neste caso, usa-se o modelo de Regressão Logística.

Foram propostas muitas funções para análise de variáveis dicotómicas, (Cox 1970, citado por Hosmer & Lemeshow, 1989) apresentou várias razões para a escolha da distribuição logística para a análise de dados, destacando-se: (1) O ponto de vista matemático, como sendo uma função extremamente flexível e muito usada; (2) Por si mesma, conduz a uma fácil interpretação dos resultados em termos biológicos.

Considere-se uma amostra de n observações independentes com o par (x_i, y_i) , onde x_i e y_i representam o valor da variável independente e o valor da variável resposta, respetivamente, sendo i o i -ésimo elemento.

A função de Regressão Logística Univariada, apresentada anteriormente, é dada pela esperança de Y dado x , ou seja:

$$\pi(x) = E[Y|x] = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}}.$$

Os parâmetros considerados são estimados pelo método de máxima verosimilhança, que consiste em determinar os valores dos parâmetros que maximizem a probabilidade de obter o conjunto de valores observados. Uma propriedade interessante que a função logística possui é que pode ser linearizada. Assim, fazendo essa transformação vem:

$$g(x) = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}\right),$$

onde $-\infty \leq g(x) \leq +\infty$; $-\infty \leq x \leq +\infty$.

Esta transformação é chamada de transformação *logit* de probabilidade $\pi(x)$. A razão:

$$\pi(x) \times [1 - \pi(x)]^{-1},$$

na transformação *logit* é a chamada *odds* ou “*chance*”.

A importância desta transformação é que $g(x)$ tem muitas propriedades desejáveis dos modelos de regressão linear. A função *logit* $g(x)$, é linear nos seus parâmetros, podendo ser contínua, e variar entre valores de $]-\infty; +\infty[$, dependendo do domínio de variação de x (Martins, 2008).

6.2.2- Regressão Logística Multivariada

A Regressão Logística Multivariada é utilizada para modelar situações com mais do que uma variável independente. Considere-se n observações independentes do par (x_i, y_i) , em que x_i é um vetor de m variáveis independentes e y_i uma variável dicotómica. A função logística que se usa para modelar esta situação é semelhante à utilizada para o modelo univariado, apresentado anteriormente, mas agora envolvendo as m variáveis independentes:

$$\pi(x_i) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_m x_m}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_m x_m}}.$$

Independentemente do número de variáveis usadas para definir o modelo de Regressão Logística, pretende-se distinguir dois grupos distintos de indivíduos, consoante apresentem ou não determinada característica. Com o objetivo de verificar se as variáveis independentes possibilitam identificar corretamente os elementos que pertencem a cada grupo, constrói-se o modelo de Regressão Logística que inclui todas as variáveis (modelo saturado) e posteriormente, avalia-se a qualidade do seu ajuste. Assim, os valores preditos são então comparados com os valores da variável resposta, que toma dois valores possíveis: 0 ou 1. Os indivíduos são bem classificados se o valor absoluto da diferença, entre o valor predito e o da variável resposta, for menor que 0,5. Se a maior percentagem de indivíduos for bem classificada, é conveniente que se tente encontrar um novo modelo com menos variáveis que nos permita separar os elementos de dois grupos (Martins, 2008).

6.2.3- Regressão Logística Multinomial

O Modelo Logístico Multinomial utiliza-se quando a variável dependente de natureza nominal apresenta mais de dois níveis de codificação. A distribuição binomial é a distribuição da probabilidade do número de sucessos em l “experiências” independentes de Bernoulli, com a mesma probabilidade do sucesso. A distribuição multinomial é uma generalização da distribuição binomial. Na distribuição multinomial existem l experiências independentes e cada experiência resulta exatamente de um número finito fixo q de resultados possíveis, com probabilidades p_1, p_2, \dots, p_q (com $p_i \geq 0$ para $i = 1, \dots, q$ e $\sum_{i=1}^q p_i = 1$). Seja $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_q)$ uma variável aleatória que indica o número de vezes que a quantidade i foi observada em l experiências com probabilidade $p = p_1, p_2, \dots, p_q$ e $Y_i \in \{0, 1, \dots, l\}$ com $\sum Y_i = l$. Assim, a função de probabilidade da distribuição é então definida como:

$$f(y_1, y_2, \dots, y_q | l, p_1, p_2, \dots, p_q) = P[Y_1 = y_1, \dots, Y_q = y_q].$$

O modelo *logit* para a distribuição Multinomial é dado por:

$$\ln\left(\frac{P(Y_i = q)}{P(Y_i = 1)}\right) = \alpha_q + \sum_{k=1}^K \beta_{qk} X_{ik} = Z_{qi}, \quad q = 2, \dots, Q.$$

6.3-Técnicas de seleção de covariáveis

O método de triagem das covariáveis apresenta-se como o mais indicado no caso de existirem muitas covariáveis no estudo como método de triagem das covariáveis. Do

vários métodos de seleção de covariáveis serão aqui abordados o método de Hosmer & Lemeshow.

Passo 1: *Criação de modelos de regressão simples para cada uma das covariáveis presentes.*

Neste passo e no caso da covariável em estudo ser do tipo nominal pode utilizar-se uma tabela de contingência ou ajustar um modelo de regressão simples. No caso das covariáveis serem contínuas apenas a implementação de um modelo de regressão simples será adequado. Para cada um dos modelos de Regressão Simples ajustados obtém-se o valor p (p -value) referente à significância do declive quer através do teste de razão de verossimilhanças quer através do teste de Wald. Qualquer covariável com p -value $< 0,25$ é uma possível candidata para o modelo múltiplo, assim como qualquer covariável clinicamente relevante. Este valor recomendado poderá parecer muito elevado no entanto irá permitir selecionar covariáveis que pareçam pouco importantes num modelo de regressão simples, mas que se revelam mais importantes quando passamos a uma regressão múltipla.

Passo 2: *Ajuste do modelo de Regressão Múltipla.*

Ajusta-se o modelo de Regressão Múltipla com as covariáveis selecionadas no passo 1 e avalia-se a significância de cada covariável do seguinte modo: (a) Através da análise do valor p , obtido através do teste de Wald para os coeficientes correspondentes às diferentes covariáveis; (b) Através da comparação de cada coeficiente estimado com o coeficiente do modelo que só contém aquela covariável. As covariáveis que possuem valores de p -value $> 0,25$ ou que apresentam grandes alterações nos coeficientes estimados, devem ser excluídas.

Passo 3: *Ajustamento de um novo modelo múltiplo com as covariáveis selecionadas no passo 2.*

O novo modelo deve ser comparado com o anterior através do teste de razão de verossimilhanças e novamente avaliada cada covariável incluída no modelo tal como feito no passo 2. O processo de seleção continua até todas as covariáveis importantes fazerem parte do modelo múltiplo e as excluídas não serem estatisticamente significativas. Por último, deve ainda incluir-se cada covariável que foi excluída no passo 1 por ordem decrescente do p -value, com o objetivo de identificar possíveis covariáveis que por si só não são significativas, mas que na presença de outras passam a sê-lo.

Passo 4: Introdução de interações.

Por último devem ser introduzidas no modelo múltiplo todas as interações que sejam clinicamente relevantes. Uma vez decididas quais as interações a introduzir no modelo realiza-se o processo de selecção anterior, tendo em atenção que interações com valores *p-value* superiores a 0,10 ou 0,05 e aquelas para as quais haja grandes alterações nos valores dos coeficientes deverão ser excluídas.

Método *Stepwise*

Existem três métodos de selecção *Stepwise*: *Forward*, *Backward* e *both*, os três métodos são baseados nos *p-values* obtidos através de testes de selecção de modelos, em que cada passo se avalia a inclusão ou exclusão de covariáveis ou das suas interações.

Na selecção *Forward Stepwise* as variáveis são adicionadas ao modelo, uma de cada vez. Em cada passo a covariável que foi incluída é aquela que proporciona o maior decréscimo no valor da função desvio aquando a sua inclusão. O processo acaba quando a próxima candidata para inclusão não reduz o valor da função desvio até à condição de paragem.

O *Backward Stepwise* começa com o modelo saturado e de seguida as covariáveis vão sendo excluídas uma de cada vez.

Por último, o *Both Stepwise* funciona tal como o *Forward Stepwise*, no entanto uma variável que foi incluída no modelo pode ser excluída num dos passos finais. Desta forma, depois de adicionar uma covariável no modelo o método permite confirmar se algumas covariáveis já incluídas podem ser agora excluídas. Mais uma vez o processo acaba quando a condição de paragem é atingida (Hosmer & Lemeshow ,1989).

6.4- Modelo de Regressão Ordinal

Muitas das variáveis de estudo nas ciências sociais e humanas são ordinais. Com frequência, a variável dependente toma valores discretos, ou categorias, ordenáveis mas cuja distância entre elas não é conhecida, nem tão pouco constante. Por exemplo, em estudos de opinião é frequente recorrer a escalas de tipo *Likert*, para avaliar o grau de concordância/discordância com determinado tópico (discordo completamente; discordo; nem concordo nem discordo; concordo; concordo completamente). Adicionalmente, as escalas ordinais podem resultar da necessidade de operacionalização de variáveis contínuas que por motivos de mensuração, impacto social, ou outros apenas podem ser

medidas em categorias ordinais. A recomendação geral, para este tipo de variáveis é a de utilizar a Regressão Ordinal.

Por outro lado, se a variável tiver classes ordenáveis, mas uma das suas classes não o for (por exemplo, a classe “Não sabe/Não tem opinião” que por vezes se encontra nas falsas escalas de tipo *Likert*) poderá ser preferível recorrer à regressão multinomial, que não contempla a relação de ordem entre classes. Finalmente, se a ordenação das classes puder ser feita de forma diferente, em função do contexto social, experimental, etc. será sensato recorrer à Regressão Multinomial, já que a forma de ordenação das classes pode conduzir a diferentes conclusões. A análise apresentada neste capítulo baseia-se essencialmente no trabalho de Marôco (2007).

O modelo de Regressão Ordinal

A relação de ordem entre as classes da variável dependente obriga a que a tarefa de modelar a probabilidade de ocorrência, de uma das suas classes, seja feita em termos de probabilidades acumuladas. Por outro lado, a variável ordinal medida pode ser interpretada como a operacionalização de uma outra variável contínua não medida (i.e. latente) como vimos anteriormente a propósito da regressão binomial. O modelo pode assim ser formalizado de uma forma probabilística cumulativa não-linear ou através da operacionalização de uma variável latente não medida ou observada diretamente.

No modelo de probabilidades cumulativas, a probabilidade de se observar uma classe inferior ou igual a k do conjunto das K classes da variável dependente, para um determinado vetor de observações das variáveis independentes X , é dada por:

$$P(Y_j \leq k|x) = \pi_1 + \pi_2 + \dots + \pi_k \quad (j = 1, \dots, n; k = 1, \dots, K),$$

$$\text{onde } \pi_1 = P(Y_j = 1), \pi_2 = P(Y_j = 2), \dots, \pi_k = P(Y_j = k).$$

Naturalmente, porque as classes são ordenáveis, as probabilidades acumuladas refletem a ordenação natural $P(Y_j \leq 1) \leq P(Y_j \leq 2) \leq \dots \leq P(Y_j \leq K - 1)$. Note que o modelo não engloba a última classe k uma vez que $P(Y_j \leq K) = 1$ (i.e. a informação referente à última classe é redundante). Por analogia com a Regressão Logística, podemos conceptualizar o modelo ordinal como um modelo logístico, com acontecimentos $P(Y_j \leq k)$ e o seu complementar $1 - P(Y_j \leq k) = P(Y_j > k)$.

Para linearizar o modelo de probabilidade cumulativa não linear, toma-se o

logaritmo do rácio das *chances* acumuladas $P(Y_j \leq k) / P(Y_j > k)$, i.e. o *logit* [$P(Y_j \leq k)$], que é:

$$\text{logit} [P(Y_j \leq k | x)] = \alpha_k + X^* \beta, \text{ com } (k = 1, \dots, K - 1),$$

onde α_k representa o parâmetro de localização para as $k = 1, \dots, K - 1$ classes da variável dependente (equivalente à ordenada na origem na Regressão Linear), β é o vetor dos coeficientes de regressão (declives) e X^* é a matriz das variáveis independentes (sem a coluna de 1's como na regressão linear, caso contrário o modelo é indeterminado, pois essa coluna é redundante com os α_k). No caso de uma única variável independente, o modelo simplifica-se a:

$$\text{logit} [P(Y_j \leq k | x)] = \alpha_k + \beta X_j, \quad (j = 1, \dots, n; k = 1, \dots, K - 1).$$

Note que o coeficiente de regressão (β) não apresenta índice k , obrigando o modelo a pressupor que o efeito da variável independente sobre o *logit* [$P(Y_j \leq k | x)$] é igual para todas as classes (veremos adiante como testar este pressuposto conhecido por pressuposto da homogeneidade dos declives). Os α_k são parâmetros de posição de cada uma das classes, refletindo a característica qualitativa da variável dependente enquanto que o declive único permite obter um modelo parcimonioso para dados ordinais. Assim, o modelo assume que o efeito das variáveis independentes sobre o *logit* é idêntico para todas as classes da variável dependente, e que a resposta observada em cada classe apenas se encontra deslocada para a direita ou para a esquerda, em função de αk .

O modelo ordinal atrás definido permite estimar o logaritmo da probabilidade de a variável dependente tomar os valores de classes inferiores ou iguais a k , comparativamente com a probabilidade de tomar os valores das classes superiores a k . Se $\beta > 0$, quando X aumenta, aumenta a probabilidade de a variável dependente tomar valores de ordem inferiores ou iguais a k , i.e. quando X aumenta, Y diminui. Se $\beta < 0$, então quando X aumenta, Y aumenta. Esta relação entre o sinal de β e a variação de Y é contrária à interpretação generalizada do sinal de β em regressão. Assim, sendo $\beta > 0$, para que quando X aumenta, aumente a probabilidade de Y tomar valores de ordem superiores, é necessário re-escrever o modelo como:

$$\text{logit} [P(Y_j \leq k | x)] = \alpha_k - \beta X_j.$$

No SPSS estão disponíveis 5 funções de ligação cuja utilização no modelo ordinal é recomendável de acordo com o tipo de distribuição de probabilidades que as

classes da variável dependente apresentam. As principais recomendações resumem-se na Tabela 6.2 (retirada de Marôco, 2007):

Função Link (F^{-1})		Usar quando
<i>Logit</i>	$\text{Ln} \left[\frac{P[Y \leq k]}{P[Y > k]} \right]$	As classes de Y apresentam distribuição uniforme
<i>Log-log Complementar</i>	$\text{Ln}(-\text{Ln}(1 - P[Y \leq k]))$	As classes de Y de maior ordem são as mais frequentes
<i>Log-log negativo</i>	$-\text{Ln}(-\text{Ln}(P[Y \leq k]))$	As classes de Y de menor ordem são as mais frequentes
<i>Cauchit</i>	$\text{Tan}(\pi(P[Y \leq k] - 0.5))$	As classes de Y de menores e maiores ordens são as mais frequentes
<i>Probit</i>	$\Phi^{-1}(P[Y \leq k])$ onde Φ é a função de distribuição $N(0,1)$ (ver cap. 15.1.2)	A variável latente é de tipo normal (assumpção)

Tabela 6.2 – Funções de ligação da Regressão Ordinal

A escolha de uma função de ligação inapropriada pode comprometer a significância do modelo e a sua capacidade preditiva.

Avaliação da qualidade do modelo

A significância do modelo é avaliada pelo teste do rácio de verosimilhanças ou pelos testes do Qui-quadrado e da Deviance (se estes puderem ser aplicados), enquanto que a significância prática do modelo é avaliada pelo *pseudo* – R^2 . A avaliação do tipo de modelo (*logit* ordinal, *probit* ordinal, modelo de escala, etc.) pode fazer-se de uma forma simples, comparando o – 2LL dos dois modelos em causa. O melhor modelo será aquele que apresentar menor – 2LL. Ainda que não existam, atualmente, métodos para avaliar a qualidade dos resíduos e observações influentes, específicos para a Regressão Ordinal, é possível recorrer aos resíduos e medidas de observações influentes definidos anteriormente para a Regressão Logística. De acordo com Hosmer & Lemeshow (2000), este processo de análise tem porém a desvantagem de ser uma aproximação ao modelo estimado, já que os coeficientes da Regressão Ordinal são apenas uma “aproximação” dos coeficientes da Regressão Logística. Ainda assim, se o pressuposto da homogeneidade dos declives for válido, a análise de resíduos ordinais com os métodos da regressão logística produz resultados fiáveis (Long & Freese, 2006).

Interessa agora, descrever o pressuposto da homogeneidade dos declives que é específico da Regressão Ordinal.

Teste à homogeneidade dos declives

O modelo de Regressão Ordinal apresentado anteriormente assume que a influência das variáveis independentes sobre a função de ligação ($P [Y \leq k]$) é igual para todas as K classes da variável dependente. Isto é, que as linhas da função de ligação utilizada sejam paralelas para as K classes (daí este teste também ser designado por teste das linhas paralelas). Para avaliar este pressuposto é então necessário testar:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{k-1};$$

$$H_1: \exists k, l: \beta_k \neq \beta_l \quad (k \neq l; k, l = 1, \dots, K - 1).$$

A estatística de teste é o rácio de verosimilhanças de dois modelos ordinais, o primeiro assumindo que os declives são iguais (i.e. que H_0 é válida) e o segundo assumindo que os declives possam ser diferentes (i.e. que H_1 é válida e que a função de ligação $P [Y_j \leq k] = \alpha_k - x_j \beta_j$). Os $-2LL$ dos dois modelos são usados para averiguar se o ganho de $-2LL_{H_1}$ (com declives livres) relativamente ao $-2LL_{H_0}$ (com declives homogéneos) é significativo. A estatística de teste é então:

$$X_{LP}^2 = -2LL_{H_1} - (-2LL_{H_0}) = -2 \ln \left[\frac{L_{H_1}}{L_{H_0}} \right] \sim \chi_{(k-2)p}^2.$$

Se o p -value = $P (\chi^2 \geq X_{LP}^2)$ do teste for muito pequeno, rejeita-se H_0 e conclui-se que os declives não são homogéneos. Note que se pretende, geralmente, não rejeitar a H_0 . É ainda de referir que, a escolha da função de ligação afeta a significância deste teste, e que a rejeição de H_0 pode estar simplesmente associada à escolha de uma função de ligação inapropriada para a distribuição de probabilidades observadas nas classes da variável dependente. Por outro lado, se este pressuposto não for validado, poderá ser aconselhável recorrer à Regressão Multinomial como alternativa de análise.

PARTE II - METODOLOGIA

7 – Metodologia do Estudo

Objetivo do Estudo

Este trabalho teve como objetivo principal identificar fatores associados com o grau de depressão conforme a perceção nos seniores com idades acima dos 65 anos. O estudo foi restrito aos residentes em Portugal, que responderam ao questionário no âmbito do projeto europeu SHARE em 2011. Assim, pretende-se dar uma resposta às seguintes questões:

- 1- Existe uma associação entre o nível de depressão dos maiores de 65 anos e as variáveis sociodemográficas?;
- 2- Existe uma associação entre o nível de depressão dos maiores de 65 anos e as variáveis relativas ao estado de saúde, atividades diárias e constituição do agregado familiar (vive com quem)?;
- 3- Do conjunto de variáveis disponíveis, quais são as variáveis que melhor explicam a depressão nos seniores com mais de 65 anos e como podem relacionar-se conjuntamente produzindo efeito na depressão?

Base de dados e critérios de seleção

Os dados utilizados neste estudo foram extraídos da base de dados mais abrangente oriunda do programa “SHARE” (Survey of Health Aging and Retirement in Europe) que tal como descrito anteriormente é um banco de dados multidisciplinar e multi-nacional sobre a saúde, *status* sócio-económico, e as redes sociais e familiares de idosos (com 50 anos ou mais) em toda a Europa.

A base de dados que foi disponibilizada refere-se à 4ª vaga do estudo, realizada entre 2010 e 2011, sendo que no momento da realização deste trabalho ainda não se encontrava disponível a base dos resultados do inquérito de 2013/14. O projeto envolve uma parte da responsabilidade regional e neste âmbito, foi inquirida uma sub-amostra na cidade de Lisboa, com o apoio financeiro da Câmara Municipal de Lisboa e do Instituto de Envelhecimento.

Para este estudo foi utilizada a base de dados *EasyShare*, que é uma versão restrita da versão completa, a determinadas variáveis como se segue:

- 1) Demografia: idade, género, país de nascimento, nacionalidade, educação, religião, estado civil, idade e género do parceiro;

2) Composição do agregado familiar: vive com o parceiro na mesma casa, o número do agregado familiar, as crianças que vivem em casa;

3) O apoio social e rede: mãe/pai vivo, número de filhos, a proximidade residencial dos filhos, número de netos, número de irmãos, atividades sociais, recebem ajuda de fora;

4) Condições de infância: número de livros aos dez anos, ocupação do principal sustento aos dez anos, habilidades matemáticas relativas aos dez anos, as competências linguísticas relativas aos dez anos;

5) Saúde e comportamento de saúde: a auto-perceção de saúde, número de doenças crónicas, as variáveis de saúde mental, depressão escala EURO-D, CASP-12 índice de qualidade de vida e bem-estar, a utilização de cuidados de saúde, índice de massa corporal, se é fumador, se consome álcool, prática de desporto;

6) Os índices de limitação funcional: índice de mobilidade, índice de músculo grande, atividades de vida diária, habilidades motoras, mobilidade, atividades instrumentais de vida diária, as funções cognitivas;

7) Trabalho e dinheiro: situação atual no emprego, prazo de trabalho principal, horas de trabalho por semana, a satisfação com o trabalho principal, planos de reforma antecipada, capaz de fazer face às despesas, despesas mensais com alimentação, renda familiar (retirado do documento *Guide to easySHARE_release 1.0*, pag. 4).

A maioria das variáveis do EasyShare são as variáveis da versão principal tendo sido sujeitas a uma recodificação necessária, contemplando os casos dos valores das respetivas variáveis incluídas na versão principal do SHARE, que só foram complementados por recodificação dos valores em falta.

Software utilizado

Na análise estatística dos dados optou-se pela utilização do *software* IBM SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) teve origem em 1968, na *Chicago University*, sendo divulgado e com utilização global desde então. Sendo desde 1994, representado em Portugal pela PSE - Produtos e Serviços de Estatística, Lda (www.pse.pt). A versão utilizada neste trabalho foi IBM SPSS 22.0

Definição da população alvo e seleção da amostra

A amostra total do SHARE (n_1), estudo a nível europeu, era de 58.489 respondentes representando os vários países envolvidos no estudo. Uma vez que este estudo pretende estudar os seniores de Portugal, optou-se por seleccionar todos aqueles que respeitassem os seguintes critérios:

- Nacionalidade portuguesa (n_2) e desta amostra foram seleccionados apenas os seniores com idade acima dos 65 anos (n_3). Deste modo a amostra é de 944 respondentes.

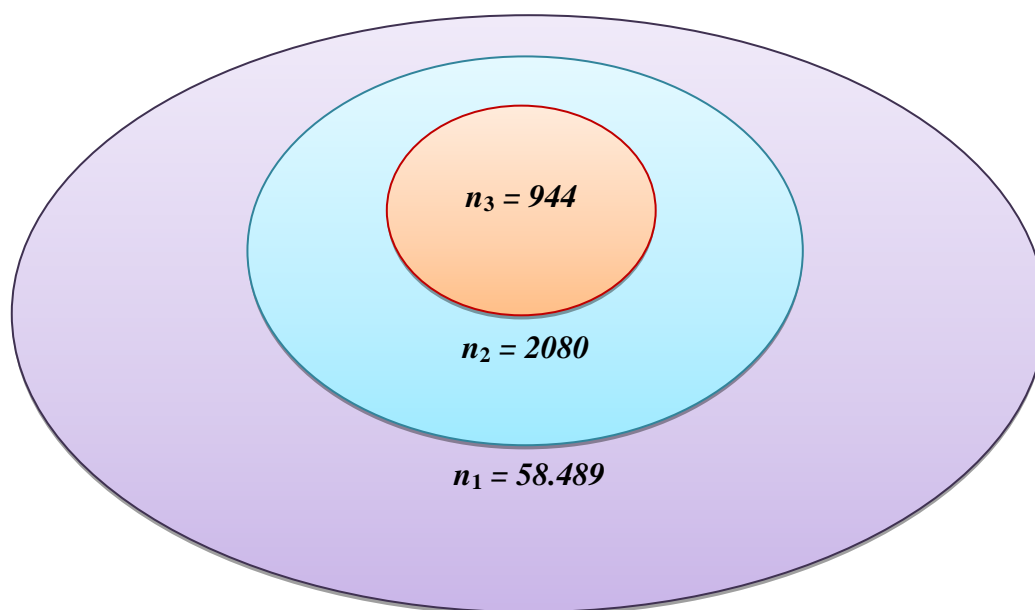


Figura 7.1 – Definição da amostra

Caraterização da amostra

Observada a Tabela 7.3 verifica-se que média das idades é de 73,7 anos (seleccionados os maiores de 65 anos) A maioria dos respondentes é do sexo feminino (54,8%). Considerando a variável estado civil, verifica-se que a maioria dos idosos são casados. Relativamente à escolaridade, verifica-se que os baixos níveis de escolaridade são predominantes, o que não surpreende, pois está de acordo com os dados nacionais (INE) que revelam que a maioria da população idosa possui até ao nível básico da instrução. 83,7% dos idosos desta amostra encontram-se numa situação de reforma visto que a reforma em Portugal é acima dos 65 anos.

Variável	
Total da amostra (+65)	n = 944
Idade	
Média	73,687
Mínimo – Máximo	65 – 96,7
Desvio padrão	6,576
	Frequência (%)
Género	
Masculino	427 (45,2%)
Feminino	517 (54,8%)
Estado Civil	
Casado	661 (70,0%)
União de facto	6 (0,6%)
Casado, vivendo separados	14 (1,5%)
Nunca casou	27 (2,9%)
Divorciado	34 (3,6%)
Viúvo	201 (21,3%)
Escolaridade	
1º ciclo do ensino básico	466 (49,4%)
9º ano	76 (8,1%)
Secundário	40 (4,2%)
Pós- Secundário	4 (0,4%)
Bacharelato/Licenciatura	211 (22,4%)
Mestrado /Doutoramento	9 (1%)
Ainda está na escola	29 (3,1%)
Nenhum grau	104 (11,0%)
Situação face ao emprego	
Reformado	780 (83,7%)
Empregado	23 (2,4%)
Desempregado	2 (0,2%)
Doente/deficiente	15 (1,6%)
Doméstica	87 (9,2%)
Outro	11 (1,2%)

Tabela 7.3 - Descrição da amostra

Caraterização das Variáveis do Estudo

As variáveis da base de dados encontram-se em diferentes tipos de escala, embora na sua maioria sejam escalas nominais, ordinais, ou resultantes de índices agregados (scores) de acordo com os instrumentos (questionários) utilizados. Utilizaram-se escalas desenvolvidas e validadas no contexto nacional.

Variável dependente – Nível de Depressão:

A escala EURODEP (Prince, 1999) foi construída a partir dos seguintes instrumentos GMSAGECAT (Coopeland et al., 1986); CES-D (Radloff, 1977), Zung Self-Rating Depression Scale - ZSDS (Zung, 1965) e *Comprehensive Psychopathological Rating Scale – CPRS* (Asberg, 1978) e foi validada pela Comissão Europeia. A escala de depressão Euro-D é um instrumento desenvolvido por 14 países europeus para a avaliação da depressão no idoso. A EURODEP foi desenvolvida com o intuito de selecionar os sintomas comuns nas escalas utilizadas anteriormente e que identificavam o quadro depressivo. Esta escala mede o sintoma da depressão atual e é construído a partir de questões do módulo de saúde mental da Wave 4 como um índice composto de doze itens: humor depressivo, pessimismo, suicídio, a culpa, o sono, o interesse, irritabilidade, apetite, fadiga, concentração, alegria e choro. A escala varia de 0 "não deprimido" a 12 "muito deprimido". A Tabela 7.4 apresenta as frequências e percentagem de cada nível da escala de depressão:

	Frequência	Percentagem
0	74	7,8%
1	134	14,2%
2	155	16,4%
3	128	13,6%
4	112	11,9%
5	87	9,2%
6	70	7,4%
7	53	5,6%
8	35	3,7%
9	14	1,5%
10	21	2,2%
11	5	0,5%
12	2	0,2%
Média	3,59	
Desvio Padrão	2,570	

Tabela 7.4 – Frequências da variável dependente

Verifica-se que as escalas menores são as que apresentam um maior número de respostas e que no global a média do nível de depressão é baixa (3,59).

Variáveis independentes

Após uma análise das variáveis disponíveis no *EasyShare* foi identificada a necessidade de reagrupar algumas variáveis categóricas uma vez que se tratavam de amostras bastante desequilibradas (ver Anexo 2). A Tabela 7.5 identifica as variáveis explicativas que serão estudadas neste trabalho:

Variáveis independentes	Codificação	Tipo
Variáveis Sócio-demográficas		
Género	0 - Masculino 1 - Feminino	Nominal
Idade	Nº de anos vividos até à data do questionário	Quantitativa
Escolaridade (habilitações até à data do questionário)	1 - Nenhuma 2 - até 1º Ciclo 3 - até Pós-Secundário 4 - Ensino Superior ou mais	Qualitativa Ordinal
Situação de Emprego	1 - Reformado 2 - Outros	Nominal
Estado Civil	1 - Casados/União de facto 2 - Solteiros, Separados, Viúvos	Nominal
Variáveis Saúde		
Índice de Massa Corporal	1 - < 18,5 – magreza 2 - 18,5 – 24,9 – normal 3 - 25 – 29,9 – acima do peso 4 - > 30 - obeso	Qualitativa Ordinal
Foi a um hospital nos 12 últimos meses?	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Consumo de álcool	1 - Não consome 2 - Consome	Nominal
Foi sempre fumador?	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Auto-Perceção de Saúde	1 - Muito Bom 2 - Razoável 3 - Péssimo	Qualitativa Ordinal
Variáveis Atividades Diárias		
Pratica desporto	1 - Sim 2 - Não	Nominal
Dificuldade na Mobilidade	Escala (0 - 4), onde 0 é o melhor estado e 4 o pior	Qualitativa Ordinal
Dificuldade nas tarefas diárias	1 - Não tem 2 - Tem dificuldades	Nominal
Ajudar os outros (voluntariado)	1 - Sim 2 - Não	Nominal

Variáveis Vive com quem?		
Vive com companheiro(a)	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Vive numa casa de repouso	1 - Temporariamente, 3 - Permanentemente 5 - Não	Nominal
Recebe ajuda de fora	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Variáveis Escala de Depressão		
Depressão	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Interesse	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Irritabilidade	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Fadiga	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Pessimismo	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Concentração	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Apetite	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Dormir	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Culpa	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Suicídio (desejo de morrer)	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Prazer	1 - Sim 5 - Não	Nominal
Choro	1 - Sim 5 - Não	Nominal

Tabela 7.5 – Variáveis independentes do Estudo

No Anexo 3 encontram-se descritas as perguntas do questionário referentes às variáveis selecionadas.

Métodos Estatísticos usados no estudo

- Os dados de caracterização da amostra foram dispostos em tabelas de distribuição de frequências e, quando adequado às características da variável, complementadas com as respetivas médias e desvios-padrão.

- Para comparar as diferenças na variável dependente entre as categorias/grupos das variáveis independentes recorreremos aos testes de *t*-Student e ANOVA para observações numa escala quantitativa, quando aplicável, e aos testes *U* de Mann-Whitney e Kruskal-Wallis para variáveis numa escala ordinal. Foram selecionadas para o passo seguinte apenas as variáveis para as quais se encontrou diferenças significativas, considerando um nível de significância de 5%.
- As correlações entre duas variáveis foram avaliadas pelos coeficientes de Spearman e Kendall para dados quantitativos e os coeficientes de Eta e Contingência de Pearson para dados qualitativos, ou mistos. Esta análise de correlações fez parte dos critérios de seleção das variáveis a incluir no modelo global.
- Prosseguiu-se o estudo explorando alguns modelos de Regressão Categórica nomeadamente a Regressão Multinomial e a Regressão Ordinal com objetivo de identificar determinantes da depressão. Em ambos os casos utilizaram-se variáveis explicativas do tipo nominal e quantitativas sendo que no primeiro caso a implementação do modelo implica a codificação das categorias em variáveis tipo *dummy*.
- No modelo de Regressão Multinomial Logística para determinar a contribuição das variáveis independentes que melhor explicam a variável dependente para depois escolher a combinação de variáveis que melhor permite prever o valor do Índice de Depressão. Desta forma pretende-se determinar, numa perspetiva matemática, um modelo logístico que melhor estime o valor da variável dependente. Foram selecionadas as covariáveis mais importantes pelo método de *Stepwise*, o qual permite selecionar variáveis a partir de um conjunto inicial de variáveis explicativas. A escolha das variáveis baseia-se num procedimento heurístico, mas não garante, do ponto de vista prático, que o modelo seja o melhor.
- Por fim, foi criado um Modelo de Regressão Ordinal de forma a conhecer quais as variáveis que melhor explicam a variável dependente.
- Para uma melhor validação do modelo estatístico foi criado um outro modelo de Regressão Ordinal inserindo todas as variáveis que apresentaram uma associação significativa, experimentando três diferentes funções da Regressão Ordinal de forma a comprovar o modelo anterior.

- Em todos os casos assumiu-se $\alpha = 0,05$ como valor crítico de significância dos resultados dos testes de hipóteses, rejeitando-se a hipótese nula quando a probabilidade de erro tipo I foi inferior àquele valor ($p\text{-value} < 0,05$).

PARTE III - APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS

8 – Resultados do Estudo

Caracterização da variável dependente

Inicialmente procedeu-se à caracterização dos 12 itens que são a base do índice de depressão (variável dependente) podendo consultar na Tabela 8.6:

(n= 944)	Frequências (%)	Mediana	<i>p-value</i> (M-W)
Depressão			
Não	452 (47,9%)	2,00	0,000
Sim	462 (48,9%)	5,00	
Pessimismo			
Não	409 (43,3%)	2,00	0,000
Sim	499 (52,9%)	4,00	
Suicídio			
Não	803 (85,1%)	3,00	0,000
Sim	105 (11,1%)	7,00	
Culpa			
Não	854 (90,5%)	3,00	0,000
Sim	55 (5,8%)	7,00	
Dormir			
Não	527 (55,8%)	2,00	0,000
Sim	388 (41,1%)	5,00	
Interesse			
Não	799 (84,6%)	3,00	0,000
Sim	110 (11,7%)	7,00	
Irritabilidade			
Não	625 (66,2%)	2,00	0,000
Sim	286 (30,3%)	5,00	
Apetite			
Não	764 (80,9%)	3,00	0,000
Sim	153 (16,2%)	6,00	
Fadiga			
Não	554 (58,7%)	2,00	0,000
Sim	355 (37,6%)	5,00	
Concentração			
Não	605 (64,1%)	2,00	0,000
Sim	293 (31%)	5,00	
Prazer			
Não	630 (66,7%)	2,00	0,000
Sim	278 (29,4%)	5,00	
Choro			
Não	607 (64,3%)	2,00	0,000
Sim	306 (32,4%)	5,00	

Tabela 8.6 - Caracterização da Variável dependente

Anteriormente na Tabela 7.4 verificou-se que a média da depressão apresenta um valor baixo (3,59). Analisando as frequências e as medianas pode confirmar-se este valor uma vez que a opção “não” foi a que teve maior número de respostas em todos os itens da escala de depressão. Através do teste de Mann-Whitney, considerando que *p*-

$value < 0,000$ rejeita-se a hipótese nula de igualdade de médias dos grupos. Logo pode concluir-se que a presença (categoria = sim) destas variáveis tem uma associação significativa com um índice de depressão maior.

De seguida calculou-se o valor do coeficiente de Eta para saber qual a proporção da variável dependente que é explicada pela variável independente. O coeficiente Eta avalia a associação entre dados qualitativos e quantitativos. Assim, os resultados estão na Tabela 8.7:

<i>(n = 944)</i>	Associação Eta	
	Coeficiente	<i>p-value</i>
Depressão	0,630	0,000
Pessimismo	0,344	0,000
Suicídio	0,476	0,000
Culpa	0,339	0,000
Dormir	0,571	0,000
Interesse	0,494	0,000
Irritabilidade	0,497	0,000
Apetite	0,478	0,000
Fadiga	0,576	0,000
Concentração	0,562	0,000
Prazer	0,467	0,000
Choro	0,511	0,000

Tabela 8.7 - Associação Eta da variável dependente

Observando a Tabela 8.7 verifica-se que as correlações não são muito altas, mas são significativas. Assim, as variáveis que melhor explicam a variável dependente são: a variável depressão com 63%; a variável dormir com 57,1%; a variável fadiga com 57,6%, a variável concentração com 56,2% e por fim a variável choro com 51,1%.

Caraterização das variáveis independentes

Proseguiu-se para a análise das variáveis independentes (possíveis preditores) de forma a obter alguma informação útil na seleção das variáveis para um modelo integrado.

- Depressão e a Variável Idade

	<i>n</i>	Média	Desvio Padrão	Coefficiente de Spearman	<i>p-value</i>
+50 anos	2010	65,344	9,577	0,113	0,000
+65 anos	944	73,687	6,576	0,119	0,000

Tabela 8.8 – Variável depressão e Idade

Utilizou-se o coeficiente de correlação de *Spearman* atendendo à natureza das variáveis em causa que é ordinal. Para a nossa amostra obtivemos o valor de 0,119 sendo uma associação positiva muito baixa. As idades mais avançadas corresponde um grau de depressão ligeiramente mais elevado (uma tendência). Deste modo, decidi verificar-se o valor da correlação com a amostra total, obtendo um valor de 0,113, sendo esta também muito fraca. Os valores baixos de correlação podem ser devidos ao facto de se estar a trabalhar com amplitudes de idades não muito amplas. Certamente se se tivesse, por exemplo, idades a variar desde os 20 anos, provavelmente os efeitos seriam mais evidentes. A variável Idade é significativa para o modelo de regressão.

- Depressão e Variáveis Sociodemográficas

	Freq.s (%)	Mediana	<i>p-value</i>
Total da amostra (+65): 944			
Género			
Masculino	427 (45,2%)	2,00	0,000
Feminino	517 (54,8%)	4,00	(M-W)
Estado Civil			
1 – Casados/União de facto	667 (70,7%)	3,00	0,000
2 – Solteiros/Separados/Viúvos	276 (29,2%)	3,00	(M-W)
Escolaridade			
1 – Nenhuma formação	104 (11,0%)	4,00	
2 – até 1º Ciclo	466 (49,4%)	3,00	0,000
3 – até Pós-Secundário	120 (12,7%)	3,00	(K-W)
4 – Ensino Superior ou mais	249 (26,4%)	3,00	
Situação de emprego			
1 - Reformados	790 (83,7%)	3,00	0,069
2 - Outros	127 (13,5%)	3,30	(M-W)

Tabela 8.9 - Variável depressão e variáveis sociodemográficas

Género: Para comparar a mediana do índice de depressão com o Género utilizou-se teste não paramétrico de Mann-Whitney. Considerando que $p\text{-value} < 0,05$, rejeita-se a hipótese nula de igualdade de médias dos grupos. Deste modo, pode concluir-se que o nível de depressão entre os dois grupos são significativamente diferentes. Com base nas estatísticas amostrais (Tabela 8.9) o índice de depressão é superior no sexo feminino do que no sexo masculino.

Estado Civil: procedeu-se ao teste de Mann-Whitney, uma vez que as observações se traduzem numa ordem, para verificar se as diferenças observadas nas medianas que constam na Tabela 8.9 são estatisticamente significativas na população. Considerando que $p\text{-value} < 0,05$ rejeita-se a hipótese nula de igualdade de médias dos grupos. Assim, pode concluir-se que as medianas das variáveis são significativamente diferentes, constatou-se que o índice de depressão é superior nos indivíduos que estão separados (Grupo 2: Solteiros/Separados/Viúvos).

Escolaridade: tratando-se de um problema com quatro grupos de escolaridade independentes e dados de natureza qualitativa ordinal, procedeu-se ao teste não paramétrico de Kruskal-Wallis para verificar as diferenças significativas os níveis de ensino. Considerando que $p\text{-value} < 0,05$, rejeita-se a hipótese nula de igualdade de médias dos grupos, logo pode concluir-se que existe uma diferença estatisticamente significativa entre as medianas populacionais da variável. A mediana de depressão nos seniores que não possuem qualquer grau de ensino é mais elevada do que os restantes grupos, atendendo apenas, às medianas amostras (Tabela 8.9). Deste modo, procedeu-se à realização dos testes de comparações múltiplas a fim de estudar pormenorizadamente essas diferenças (ver Anexo 4.1). Ao nível de significância de 5%, conclui-se que os grupos que diferem entre si são os seguintes: a mediana dos seniores que possuem o 9º Ano, Secundário, Pós-Secundário (grupo 3) difere da mediana dos seniores que possuem o 1º Ciclo (grupo 2); a mediana dos seniores que possuem o 9º Ano, Secundário, Pós-Secundário (grupo 3) difere da mediana dos seniores que não possuem qualquer formação (grupo 1); a mediana dos seniores que possuem Ensino Superior (grupo 4) é diferente da mediana dos seniores que não possuem qualquer formação (grupo 1); a mediana dos seniores com o 1º Ciclo difere com a mediana dos seniores sem formação.

Situação de Emprego: pelo teste de Mann-Whitney pode concluir-se que a variável não é candidata ao modelo visto que as diferenças entre grupos não foram significativas.

- Depressão e Variáveis sobre a Saúde

	Frequência (%)	Mediana	<i>p-value</i>
Foi a um hospital nos 12 últimos meses			
Sim	117 (12,4%)	4,00	0,026 (M-W)
Não	815 (86,3%)	3,00	
Sempre fumou			
Sim	250 (26,5%)	3,00	0,001 (M-W)
Não	679 (71,9%)	3,00	
Consumo de álcool nos últimos 3 meses			
1 – os que não consomem	457 (48,4%)	4,00	0,000 (M-W)
2 – os que consomem	471 (49,9%)	3,00	
Índice de massa corporal			
< 18.5 – Magreza	13 (1,4%)	4,00	0,000 (K-W)
18,5 – 24,9 – Normal	298 (31,6%)	3,00	
25 – 29,9 – Acima do Peso	383 (40,6%)	3,00	
> 30 - Obeso	188 (19,9%)	4,00	
Perceção de Saúde			
1 – Muito Bom	266 (28,2%)	2,00	0,000 (K-W)
2 - Razoável	417 (44,2%)	3,00	
3 - Péssimo	248 (26,3%)	5,00	

Tabela 8.10 – Variável depressão e variáveis saúde

Para a análise destas variáveis foram considerados os testes não paramétricos devido à origem ordinal das variáveis. Os testes escolhidos foram os de Mann-Whitney para duas amostras independentes e de Kruskal-Wallis para k amostras independentes.

Foi a um hospital nos 12 últimos meses: recorreu-se ao teste não paramétrico de Mann-Whitney e considerando que $p\text{-value} < 0,05$, rejeita-se a hipótese nula de igualdade de médias dos grupos. Pode concluir-se que as medianas das variáveis são significativamente diferentes. Com base nas medianas amostrais constata-se que a depressão é superior nos seniores que foram ao hospital nos últimos 12 meses.

Sempre fumou: através do teste de Mann-Whitney observou-se que as medianas das variáveis apresentam diferenças significativas ($p\text{-value} = 0,001$) $< 0,05$. A mediana da depressão é superior nos seniores que fumam, na amostra.

Consumo de álcool nos últimos 3 meses: a depressão mediana dos que não consomem álcool foi superior à dos que consomem álcool, na amostra. Quando comparados os dois grupos, usando o teste de Mann-Whitney, observou-se uma diferença estatisticamente significativa ($p\text{-value} = 0,000$).

Índice de Massa Corporal: observou-se que a obesidade afeta o índice de depressão, podendo verificar-se, na amostra, que os seniores obesos são os que apresentam maior índice de depressão. Através do teste não paramétrico de Kruskal-Wallis concluiu-se que não existem diferenças significativas entre os grupos definidos pelas categorias.

Percepção de Saúde: Observou-se na amostra que os seniores que têm uma percepção mais fraca da sua saúde, apresentam também uma mediana do índice de depressão mais elevada. Quando comparados pelo teste de Kruskal-Wallis verificou-se diferenças significativas ($p\text{-value} = 0,000$) entre as variáveis. Deste modo torna-se necessário realizar os testes de comparações múltiplas de forma a conhecer as amostras que diferem entre si. Através do teste de comparações múltiplas reparou-se que os três grupos diferem todos entre si (ver Anexo 4.2).

- Depressão e Variáveis Atividades Diárias

	Frequência (%)	Mediana	<i>p-value</i>
Praticar desportos			
Sim	307	3,00	0,000
Raramente/Nunca	620	4,00	(M-W)
Mobilidade (dificuldade)		Médias	
0 – sem dificuldade	392 (41,5%)	2,42	0,000 (ANOVA)
1	258 (27,3%)	3,72	
2	130 (13,8%)	4,49	
3	107 (11,3%)	5,52	
4 – muita dificuldade	44 (4,7%)	6,91	
Ajuda os outros			
Sim	120 (12,7%)	3,00	0,261
Não	813 (86,1%)	3,00	(M-W)
Dificuldade em realizar as tarefas diárias			
1 – Não tem dificuldades	702 (74,4%)	3,00	0,000 (M-W)
2 – Tem dificuldades	133 (14,1%)	6,00	

Tabela 8.11- Variável depressão e variáveis atividades diárias

Pratica desporto: a depressão média dos que não praticam desporto foi superior à dos que praticam desporto, na amostra. Quando comparados, a depressão com a prática de desporto, observou-se pelo teste de Mann-Whitney uma diferença estatisticamente

significativa ($p\text{-value} = 0,000$), portanto conclui-se que existem diferenças estatisticamente significativas.

Mobilidade (grau de dificuldade): comparando, na amostra, os diferentes níveis de mobilidade (1, 2, 3 e 4) verifica-se que a depressão média é maior nos que apresentam maior dificuldade de mobilidade. Pelo teste da ANOVA constatou-se que existem diferenças significativas entre as médias. Assim, tornou-se necessário realizar um teste de comparações múltiplas, sendo o teste de Hochberg GT2 o mais indicado para o caso de amostras com diferentes dimensões. Conclui-se que as diferenças significativas estão entre os níveis: 1 e 2; 3 e 4 (ver Anexo 4.3).

Ajuda os outros: na amostra, o índice de depressão é superior nos indivíduos que não ajudam os outros (voluntariado). Quando comparamos os dois grupos pelo teste de Mann-Whitney observamos que não existem diferenças significativas entre os que ajudam os outros e os que não ajudam ($p\text{-value} = 0,261$), logo não é relevante para o modelo do estudo.

Dificuldades em realizar as tarefas diárias: Recorreu-se ao teste de Mann-Whitney para comparar as diferenças entre os graus de dificuldade em realizar as tarefas diárias. As diferenças observadas foram estatisticamente significativas ($p\text{-value} = 0,000$). Na amostra, verifica-se que quanto maior a dificuldade na realização das tarefas, maior é o índice de depressão.

- Depressão e Variáveis Com quem vive

	Frequência (%)	Mediana	<i>p-value</i>
Recebe ajuda de fora			
Sim	153 (16,2%)	5,00	0,000
Não	780 (82,6%)	3,00	(M-W)
Numa casa de repouso			
Temporariamente	6 (0,6%)	5,00	0,144
Permanentemente	2 (0,2%)	2,00	(K-W)
Não	918 (97,2%)	3,00	
Vive com companheiro			0,000
Sim	677 (71,7%)	3,00	(M-W)
Não	267(28,3%)	4,00	

Tabela 8.12 - Variável depressão e variáveis com quem vive

Recebe ajuda de fora: Quando comparamos, a depressão com esta variável, observa-se uma diferença estatisticamente significativa ($p\text{-value} = 0,000$), portanto conclui-se que

existe diferença na depressão entre o que recebem ajuda e os que não recebem. Analisando as medianas da amostra observa-se que a depressão dos que recebem ajuda foi superior à dos que não recebem ajuda.

Vive numa casa de repouso: podemos verificar na amostra que os indivíduos que vivem permanentemente na casa de repouso são os que apresentam menor índice de depressão. Através do teste de Kruskal-Wallis concluiu-se que não existem diferenças estatisticamente significativas entre as variáveis, logo não é significativa para o modelo.

Vive com companheiro(a): Através do teste de Mann-Whitney observa-se uma diferença estatisticamente significativa ($p\text{-value} = 0,000$), portanto concluiu-se que existem diferenças significativa entre os dois grupos.

Desta análise exploratória das variáveis independentes as variáveis que parecem ser as melhores candidatas para o modelo são: Idade, Género, Escolaridade, Estado Civil, Índice Massa Corporal, Consumo de álcool nos últimos 3 meses, Sempre fumou, Foi a um hospital nos 12 últimos meses, Perceção de Saúde, Mobilidade, Pratica desporto, Dificuldades nas tarefas diárias, Vive com companheiro(a), Recebe ajuda de fora.

Estudo das Associações/Correlações

Prosseguiu-se o estudo analisando a correlação entre os potenciais preditores (variáveis independentes) e a variável dependente. Para as variáveis Mobilidade e Dificuldades nas tarefas o coeficiente utilizado foi o coeficiente $\tau - b$ de Kendall uma vez que estuda a associação entre duas variáveis ordinais. Com recurso ao SPSS obteve-se os seguintes valores do coeficiente:

- Mobilidade (dificuldade): 0,375 ($p\text{-value} = 0,000$);
- Dificuldades nas tarefas diárias: 0,312 ($p\text{-value} = 0,000$).

Para as restantes variáveis recorreu-se à associação estimada pelo coeficiente Eta que estuda a associação de variáveis qualitativas (que estão codificadas numericamente) com variáveis quantitativas. É uma medida que mede a intensidade da associação entre a variável dependente e a variável independente. Com recurso ao SPSS obteve-se:

Variáveis	Associação Eta	
	Coeficiente	$p\text{-value}$

Sociodemográficas		
Género	0,292	0,000
Escolaridade	0,187	0,000
Estado Civil	0,029	0,435
Varáveis Saúde		
Índice Massa corporal	0,143	0,001
Consumo de álcool nos últimos 3 meses	0,184	0,000
Sempre fumou	0,131	0,000
Foi a um hospital nos 12 últimos meses	0,076	0,024
Perceção de saúde	0,450	0,000
Variáveis Atividades Diárias		
Pratica desporto	0,166	0,000
Variáveis Vive com quem?		
Recebe ajuda de fora	0,190	0,000
Vive com companheiro	0,134	0,000

Tabela 8.13: Associação Eta e as variáveis independentes

Assim, pode concluir-se que as variáveis que apresentam uma correlação significativa são: Género, Escolaridade, Idade, IMC, Foi a um hospital nos 12 últimos meses, Consumo de álcool nos últimos 3 meses, Sempre fumou, Perceção de saúde, Pratica desporto, Mobilidade, Dificuldades nas tarefas diárias, Recebe ajuda de fora e Vive com companheiro.

A variável perceção de saúde é a que apresenta um valor maior de coeficiente, por isso, concluiu-se que 45% da variável dependente é explicada pela variável Perceção de Saúde.

De seguida, para tornar este estudo mais completo procedeu-se ao estudo da correlação das variáveis pelo coeficiente de associação de contingência para comparação de valores obtidos anteriormente. Foi utilizada a associação de Contingência, para comparação com a anterior, uma vez que estuda a associação entre variáveis nominais e ordinais. Segue a Tabela 8.16 com o valor dos coeficientes de Associação de Contingência:

Variáveis	Associação Contingência	
	Coeficiente	<i>p-value</i>
Sócio-Demográficas		

Género	0,294	0,000
Escolaridade	0,276	0,000
Estado Civil	0,139	0,303
Varáveis Saúde		
Índice Massa corporal	0,236	0,063
Consumo de álcool nos últimos 3 meses	0,208	0,000
Sempre fumou	0,178	0,218
Foi a um hospital nos 12 últimos meses	0,120	0,374
Perceção de saúde	0,442	0,000
Variáveis Atividades Diárias		
Pratica desporto	1,82	0,002
Variáveis Vive com quem?		
Recebe ajuda de fora	0,229	0,002
Vive com companheiro	0,175	0,005

Tabela 8.14 - Associação de Contingência e variáveis independentes

Da associação pelo coeficiente de associação de contingência são significativas as seguintes variáveis, para um nível de significância de 5%: Género, Escolaridade, Consumo de álcool nos últimos 3 meses, Perceção de Saúde, Pratica desporto, Vive com companheiro, Recebe ajuda de fora.

Modelo de Regressão Multinomial

Através da Regressão Multinomial pode identificar-se variáveis explicativas que são significativas e procurar o modelo final que seja o mais parcimonioso, não perdendo valor explicativo. Para reduzir o efeito das categorias de algumas variáveis que possuíam frequência muito baixa (penalizando a estimação do modelo), tornou-se necessário reagrupar a variável Idade em novas categorias: grupo 1 [65, 75]; grupo 2 [76, 85] e grupo 3 [86, 95]. Pelo mesmo motivo a variável escala de depressão foi também reagrupada em 6 novas categorias. Deste modo, começou-se por inserir no modelo apenas as variáveis que apresentaram correlações/associações significativas na análise anterior: Género, Escolaridade, Consumo de álcool nos últimos 3 meses, Perceção de Saúde, Pratica desporto, Vive com companheiro, Recebe ajuda de fora, Mobilidade, Dificuldades nas tarefas diárias e Idade. Com recurso ao SPSS, obteve-se os seguintes outputs:

Model	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	2.114,913			
Final	1.783,469	331,445	70	,000

Tabela 8.15 – Avaliação do Modelo de Regressão Multinomial

Effect	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood of Reduced Model	Chi-Square	df	Sig.
Intercept	1.783,469 ^a	,000	0	.
IDADE	1.785,645	2,176	5	,824
Mobilidade	1.807,897	24,428	5	,000
Dificuldadeatividades	1.796,507	13,039	5	,023
Género	1.803,788	20,319	5	,001
escolaridade	1.799,433	15,964	15	,384
consumoalcool	1.786,334	2,865	5	,721
Percepçãosaúde	1.833,384	49,915	10	,000
Pratica Desporto	1.787,028	3,559	5	,614
Vive com companheiro	1.788,363	4,894	5	,429
Recebe ajuda de fora	1.787,131	3,663	10	,961

Tabela 8.16 – Teste da Verosimilhança do modelo de Regressão Multinomial

Trata-se de um modelo significativo uma vez que apresenta um $p\text{-value} = 0,000$, como mostra a Tabela 8.15. Através do teste de Verosimilhança concluiu-se que as variáveis: Mobilidade, Dificuldades nas Atividades diárias, Género e Percepção de Saúde são as que melhor explicam a variável dependente. Chegou-se a esta conclusão com base nos resultados dos valores de $p\text{-value} < 0,05$ referentes ao teste de razão de verosimilhança.

Calcularam-se também através do SPSS as medidas que dão uma ideia do poder explicativo do modelo, nomeadamente os Pseudo R - quadrado de Cox e Snell (0,34), Nagelkerke (0,362) e McFadden (0,136) observou-se que a estimativa da quantidade explicada pelo modelo não é elevada contudo deve ter-se em conta que se trata de variáveis psicológicas que são por si difíceis de medir. Assim sendo, não se considera que estes valores são baixos e que o modelo e que não tem um bom ajustamento. O quadro dos parâmetros estimados encontra-se em anexo (ver Anexo 5). De seguida

precedeu-se ao método *Backward Stepwise* para verificar se se chegava ao mesmo modelo final. No Anexo 6 estão os passos do método. Com recurso ao IMB SPSS obteve-se:

Model	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	2.114,913			
Final	1.816,027	298,886	25	,000

Tabela 8.17 – Avaliação do modelo Multinomial, pelo método *Stepwise*

Effect	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood of Reduced Model	Chi-Square	df	Sig.
Intercept	1.816,027 ^a	,000	0	.
Dificuldadeatividades	1.828,863	12,836	5	,025
Percepçãosaúde	1.875,539	59,513	10	,000
Género	1.844,728	28,701	5	,000
Mobilidade	1.843,950	27,923	5	,000

Tabela 8.18 – Variáveis incluídas no modelo Multinomial pelo método *Stepwise*

Trata-se de um modelo significativo ($p\text{-value} = 0,000$) como mostra a Tabela 8.17. Analisando a tabela do Anexo 6 verifica-se que as variáveis excluídas pelo método *Backward Stepwise* são as mesmas que no modelo anterior (modelo Multinomial). Calcularam-se também através do SPSS as medidas que dão uma ideia do poder explicativo do modelo, nomeadamente os Pseudo R - quadrado de Cox e Snell (0,319), Nagelkerke (0,333) e McFadden (0,123) (ver Anexo 6). A estimação dos parâmetros deste modelo encontra-se no Anexo 6.

Portanto, através da Regressão Multinomial Logística, pelo método *Stepwise* conclui-se que as variáveis a incluir no modelo são: Dificuldades nas Atividades diárias, Auto-Percepção de Saúde, Género e Mobilidade, como se verifica na Tabela 8.18.

Modelo de Regressão Ordinal

Atendendo que a variável dependente se encontra numa escala ordinal embora com uma escala contínua subjacente prosseguiu-se com o estudo utilizando o modelo de

regressão ordinal que possibilita a introdução desta ordenação natural das categorias, inserindo no modelo as variáveis selecionadas no modelo anterior. Foram introduzidos no modelo os fatores/preditores qualitativos e as covariáveis que são variáveis independentes numa escala quantitativa. Com recurso ao SPSS obtive-se:

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	780,276			
Final	496,007	284,269	5	,000

Tabela 8.19 - Avaliação do modelo Ordinal, função *logit*

Este quadro revela que o modelo ajustado (*final*) é significativamente melhor do que o modelo nulo (*intercept only*) e podendo afirmar-se que pelo menos uma das variáveis independentes do modelo afeta significativamente as probabilidades de ocorrência a de cada uma das classes ou seja separa as classes. Prosseguindo-se com o teste de bondade do ajustamento (*Goodness-of-fit*) não se rejeita a hipótese nula de bom ajuste.

	Chi-Square	df	Sig.	Cox and Snell	,301
Pearson	243,746	210	,055	Nagelkerke	,315
Deviance	216,529	210	,364	McFadden	,115

Tabela 8.20 – *Goodness-of-fit* e *Pseudo R-Quadrado* do Modelo Ordinal, função *logit*

Na Tabela 8.20 observa-se que as estimativas dos parâmetros do modelo são semelhantes e que se trata de um modelo razoável, atendendo à natureza das variáveis. O valor de *Pseudo R* quadrado de *Nagelkerke* indica que em conjunto as covariáveis explicam 31,5% da depressão.

	Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval		
						Lower Bound	Upper Bound	
Threshold	[EscaladeDepressão = 1,00]	-,243	,339	13,443	1	,000	-1,907	-,578
	[EscaladeDepressão = 2,00]	,469	,332	2,004	1	,157	-,181	1,119
	[EscaladeDepressão = 3,00]	1,846	,341	29,394	1	,000	1,179	2,514
	[EscaladeDepressão = 4,00]	3,296	,370	79,451	1	,000	2,572	4,021
	[EscaladeDepressão = 5,00]	4,386	,409	114,935	1	,000	3,584	5,188
Location	Dificuldadeatividades	,813	,236	11,840	1	,001	,350	1,276
	Mobilidade	,402	,076	28,337	1	,000	,254	,550
	[género=0]	-,712	,135	27,835	1	,000	-,977	-,448
	[género=1]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Percepçãosaúde=1,00]	-1,516	,218	48,293	1	,000	-1,944	-1,089
	[Percepçãosaúde=2,00]	-,704	,186	14,289	1	,000	-1,070	-,339
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Tabela 8.21 – Parâmetros estimados do modelo Ordinal, função *logit*

Uma vez que a variável dependente apresenta 6 classes, o modelo apresenta 5 *Thresholds*. De um modo geral, estes *thresholds* são usados apenas para o cálculo de probabilidades de ocorrência das classes, ou seja, são valores que definem as fronteiras de separação das categorias da variável dependente. O *threshold* são os valores que definem as fronteiras que separam as categorias da variável dependente, e que nos ajudam a classificar um novo indivíduo numa categoria de depressão, tendo em conta as restantes características.

Os resultados indicam que existem apenas 4 variáveis independentes estatisticamente significativas: dificuldades nas atividades (*DA*), mobilidade (*M*), Perceção de saúde (*PS*) e Género (*G*), porque apresentam *p-value* < 0,05. O modelo pode escrever como:

$$P[Y \leq k] = \frac{1}{1 + e^{-(\beta X)}},$$

onde:

$$(\beta X) = 0,813DA + 0,402M - 0,712G - 1,516 PS[1] - 0,704 PS[2].$$

Pode interpretar-se os valores da seguinte forma: à medida que as dificuldades na mobilidade e as dificuldades nas atividades diárias aumentam, aumenta também o índice de depressão; à medida que a sua perceção de saúde diminui há uma tendência para pertencer a uma categoria mais avançada da depressão. Observando os valores de *p-value* conclui-se que a classe de depressão 2 não é estatisticamente significativa (*p-value* = 0,157). De entre as covariáveis explicativas o Género é a que tem mais influência quando se avalia a depressão (0,712).

De forma a analisar a qualidade do modelo anterior e investigar se era possível melhorar os resultados procedeu-se à utilização da Regressão Ordinal com todas as variáveis com correlações significativas. As variáveis são: Género, Escolaridade, Consumo de álcool nos últimos 3 meses, Perceção de Saúde, Pratica desporto, Vive com companheiro, Recebe ajuda de fora, Mobilidade, Dificuldades nas tarefas diárias e Idade. Uma vez que a escala de depressão de menor ordem são as mais frequentes optou-se pela função *Negative log-log*. Apresentando-se como um modelo significativo, pode observar-se, pelo método da função *Negative log-log*, que as variáveis que melhor

explicam o modelo são: Percepção de saúde, mobilidade, género e dificuldades nas atividades (ver Anexo 7).

Prosseguiu-se para a função *Probit* e sendo o modelo significativo, verifica-se pela função *Probit*, que as variáveis que melhor explicam o modelo são: percepção de saúde, mobilidade, dificuldades nas atividades diárias e género (ver Anexo 8).

Por fim, recorreu-se à função *Logit* e verifica-se que as variáveis que melhor explicam o modelo são: percepção de saúde, mobilidade, dificuldades nas atividades diárias e género, sendo um modelo significativo (ver Anexo 9).

Em todos os modelos experimentados as variáveis que contribuem significativamente para explicar a depressão mantêm-se de modelo para modelo, ou seja, as variáveis são sempre as mesmas independentemente da função de ligação escolhida. No entanto, verifica-se que o modelo com a função de ligação *probit*, apresenta melhores valores de pseudo-*R*, nomeadamente, Cox e Snell (0,295), Nagelkerke (0,309) e McFadden (0,115) não sendo no entanto uma diferença significativa em relação aos outros modelos.

Sendo o objetivo principal deste estudo identificar os fatores associados com o grau de depressão nos seniores, considerou-se pertinente perceber se as variáveis que melhor explicam a depressão se mantêm quando são selecionados apenas os seniores com índice de depressão mais elevado. Assim, foram selecionados na variável Escala de Depressão, os índices de depressão acima ou igual a 6. As variáveis inseridas nos modelos foram: Género, Escolaridade, Consumo de álcool nos últimos 3 meses, Percepção de Saúde, Prática desporto, Vive com companheiro, Recebe ajuda de fora,

Mobilidade, Dificuldades nas tarefas diárias e Idade. Fez-se uma análise comparativa de três modelos, considerando diferentes intervalos para as idades (em dois casos sobrepostos): o grupo com todos os maiores de 50 anos, os seniores com idade compreendida entre os 50 e os 65 anos e seniores com idade superior a 65 anos. Utilizaram-se os modelos de Regressão Multinomial e o Modelo de Regressão Ordinal. Para o modelo de Regressão Ordinal usou-se a função de ligação *logit* uma vez que os modelos anteriores não variaram muito em termos das variáveis significativas e a distribuição de frequências dos três grupos é idêntica (ver Tabelas 8.22; 8.23 e 8.24).

Iniciou-se este estudo com os seniores com idade superior a 65 anos e concluiu-se que tanto o modelo de Regressão Multinomial (ver Anexo 10) e modelo de Regressão Ordinal (ver Anexo 11) não são significativos, uma vez que $p\text{-value} = 0,619$ e $p\text{-value} = 0,182$, respetivamente.

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	1,00	208	22,0	23,4	23,4
	2,00	283	30,0	31,9	55,3
	3,00	199	21,1	22,4	77,7
	4,00	123	13,0	13,9	91,6
	5,00	49	5,2	5,5	97,1
	6,00	26	2,8	2,9	100,0
	Total		888	94,1	100,0
Missing	System	56	5,9		
Total		944	100,0		

Tabela 8.22 – Frequências da depressão, nos seniores com idades acima dos 65 anos

Deste modo, prosseguiu-se o estudo para os seniores com idades compreendidas entre 50 e 65 anos. Foi criada uma variável binária (1- 50 até 64 anos, 2- mais de 65 anos) e pelo modelo Multinomial verifica-se que o modelo não é significativo, uma vez que $p\text{-value} = 0,295$ (ver Anexo 12). De seguida, pelo modelo Ordinal, pela função *logit*, verifica-se, também, que o modelo não é significativo porque apresenta $p\text{-value} = 0,347$. Por fim, nesta análise, foi escolhida também a função de ligação *Negative log-log* uma vez que a variável Idade está concentrada num intervalo de menor ordem. No entanto, este modelo também não é significativo ($p\text{-value} = 0,341$) (ver Anexo 13).

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	1,00	316	32,3	33,2	33,2
	2,00	294	30,1	30,8	64,0
	3,00	167	17,1	17,5	81,5
	4,00	113	11,6	11,9	93,4
	5,00	49	5,0	5,1	98,5
	6,00	14	1,4	1,5	100,0
	Total	953	97,4	100,0	
Missing	System	25	2,6		
Total		978	100,0		

Tabela 8.23 – Frequências da depressão, nos seniores com idades entre os 50 e 65 anos

Para terminar, pretendeu-se identificar as variáveis que melhor explicam o índice de depressão nos mais deprimidos acima dos 50 anos. Para este grupo de idades global tentou-se novamente a função de ligação *logit* e verificou-se que estes modelos também não são significativos (ver Anexos 14 e 15).

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	1,00	548	27,3	28,4	28,4
	2,00	607	30,2	31,5	59,9
	3,00	382	19,0	19,8	79,7
	4,00	247	12,3	12,8	92,5
	5,00	103	5,1	5,3	97,8
	6,00	42	2,1	2,2	100,0
	Total	1.929	96,0	100,0	
Missing	System	81	4,0		
Total		2.010	100,0		

Tabela 8.24 – Frequências da depressão, nos seniores com idades acima dos 50 anos

Portanto, independentemente do intervalo da idade escolhida os modelos não foram significativos para índices de depressão superiores ou iguais a 6.

CONCLUSÕES

Esta investigação teve como principal objetivo estudar alguns fatores que contribuem para explicar a depressão dos seniores portugueses recorrendo a métodos estatísticos. A análise de dados qualitativos ou ordinal constitui-se um desafio para a obtenção de conclusões pelo fato de trabalhar com dados de difícil comparação e por serem desconhecidos os parâmetros da população.

Em relação às características da amostra verifica-se que na sua maioria são mulheres, casadas com escolaridade básica e aposentadas.

Os resultados obtidos revelaram que a maioria dos seniores, maiores de 65, apresentam um baixo índice de depressão (média = 3,59) na escala de depressão de 0 a 12.

Dentro dos modelos lineares generalizados o modelo de regressão categorial (logística, ordinal) consiste numa ferramenta importante para análise de variáveis qualitativas nominais tanto como variáveis dependentes como independentes. Tem a vantagem de não fazer suposições sobre o comportamento probabilístico das variáveis independentes. Trata-se de um método onde é possível testar a significância de um grande número de variáveis independentes, para depois eleger as variáveis que mais contribuem para justificar a variável dependente. Neste trabalho confirmou-se a utilidade destes modelos para a modelação de variáveis da área psicológica, onde foram abordados especialmente os Modelos de Logística Multinomial e de Regressão Ordinal, considerando diferentes funções de ligação, algoritmos e métodos de estimação.

O uso da Regressão Logística Multinomial possibilitou extrair o máximo de informação permitindo conhecer as variáveis que mais influenciam a variável dependente. A seleção de variáveis no modelo de Regressão Logística Multinomial pelo método *Enter* e pelo método *Stepwise* conduziram às mesmas conclusões, ou seja, selecionaram para o modelo final as seguintes variáveis: Mobilidade, Dificuldades nas Atividades diárias, Género e Perceção de Saúde.

Em relação à Regressão Ordinal pode-se concluir que em todos os modelos experimentados as variáveis que contribuem significativamente para explicar a depressão mantêm-se de modelo para modelo e independentemente da função de ligação escolhida.

Portanto, o Género, Dificuldades nas atividades diárias, Dificuldades na Mobilidade e Auto-perceção de saúde são os principais fatores de risco para a depressão.

Nos modelos para índices de depressão mais elevados concluí-se que, independentemente do intervalo da idade escolhida, os modelos não foram significativos para índices de depressão superiores ou iguais a 6.

Deste modo, concluí-se que para se obter um melhor modelo de regressão deve realizar-se diversas avaliações de modelos de modo a ter-se uma ideia mais eficaz para o modelo final. Sendo assim, sugere-se o seguinte:

- Determinar e comparar as diferenças significativas da variável dependente entre as categorias/grupos das variáveis independentes;
- Avaliar a associação/correlação entre a variável dependente e as variáveis independentes, utilizando o coeficiente que melhor se aplica;
- Criar vários modelos de regressão de forma a verificar se as conclusões são as mesmas e assim se obter uma melhor validação estatística.

Linhas futuras de investigação:

Os resultados deste estudo revelam também que existem pontos importantes a explorar, tais como:

- Desenvolver um estudo com os mesmos objetivos deste trabalho, mas com uma amostra que envolvesse utentes de vários países. Seria interessante avaliar e comparar os dados desses países;
- Avaliar a depressão da população antes e depois da reforma;
- Perceber qual o nível de intervenção que as famílias têm num processo de depressão, ou seja estender à análise a outras variáveis não incluídas no presente trabalho.
- Continuar a explorar as potencialidades do *software* estatístico, nomeadamente adotar o *software* R e alguns dos seu módulos existentes para a modelação deste tipo de dados, uma vez que tem uma grande variedade de métodos de estimação e ajustamento alternativos.

BIBLIOGRAFIA

Abreu, Mery. Siqueira, Arminda. Caiaffa, Waleska. 2009. *Regressão Logística Ordinal em estudos epidemiológicos*. Revista de Saúde Pública. Disponível em <http://www.scielo.br/pdf/rsp/v43n1/6604.pdf> .

Athayde, M. 2005. *Estatística. R*. Braga: Publicado pelo Departamento de Matemática da Universidade do Minho.

Bittar, Irene. Guerra, Ricardo. Lopes, Fabíola. Mello, Marco. Antunes, Hanna. 2013. *The effects of a program of teaching games in psychobiological aspects of elderly women*. Revista Brasileira de Geriatria e Gerontologia, vol.16, nº4. Rio de Janeiro. Disponível em http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1809-98232013000400713&script=sci_arttext&tlng=en ..

Bittencourt, Hélio. N/D. *Regressão Logística Politémica: revisão teórica e aplicações*. Ciências Naturais e Exatas. Lisboa.

Borges, Rita. *et al. Unemployed 50+: exploring risk factors for depression in Europe*.

Braga, A. 1994. *Acidente Vascular Cerebral e seus Factores de Risco. Estudo de ocorrência de quatro tipos de AVC*. Tese de Mestrado, Universidade do Minho. Braga.

Bryman, Alan; Cramer, Duncan. 1992. *Análise de Dados em Ciências Sociais – Introdução as técnicas utilizando o SPSS*. Celta Editora. Oeiras.

Bunchat, Guenia. Kellner, Sheilah. 1999. *Estatística sem mistérios*. 2.ed. Petrópolis.

Cabral, Cleidy. 2013. *Aplicação do modelo de Regressão Logística num Estudo de Mercado*. Tese de Mestrado em Matemática Aplicada à Economia e à Gestão da Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa.

Chen, Peter. Popovich, Paula. 2002. *Correlation: parametric and nonparametric measures*. London.

Crichton N. (2001). *Wald test*; Ó 2001 Blackwell Science Ltd. Journal of Clinical Nursin. Disponível em www.blackwellpublishing.com/specialarticles/jcn_10_774.pdf .

Dowie, M. Heath, W. 1959. *Basic Statistical Methods*. New York: Harper & Brothers. Edições Sílabo, Lda, 1ª Edição.

Escola, Raquel. 2009. *Obesidade e PHDA Infantil: Modelo de Regressão Logística*. Tese de Mestrado em Matemática e Aplicações. Instituto Superior Técnico da Universidade Técnica de Lisboa. Disponível em <https://dspace.ist.utl.pt/bitstream/2295/575331/1/teseRaquel.pdf> .

Figueira, Cleonis. 2006. *Modelos de Regressão Logística*. Programa de Pós-Graduação em Matemática: Instituto de Matemática da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Brasil.

Gilberto, Paula. *Modelos de Regressão com apoio computacional*. Instituto de Matemática e Estatística. Universidade de São Paulo. Disponível em http://people.ufpr.br/~lucambio/CE225/2S2011/texto_2010.pdf .

Guimarães. Rui Campos. Cabral, José. 2011. *Estatística, 2ª edição*. McGraw-Hill. Lisboa.

Snowdon, J. 2002. *How high is the prevalence of depression in old age depression in old age?* Departamento de Medicina Psicológica da Universidade de Sydney, Rozelle Hospital, Austrália. Disponível em <http://scielo.br/pdf/rbp/v24s1/8856.pdf> .

Hosmer, D. W. Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. Wiley.

Laureano, M. Botelho, M. 2010. *SPSS o meu manual de consulta rápida*. Lisboa.

Marôco, João. 2007. *Análise Estatística com Utilização do SPSS*. Edições Sílabo. Lisboa

Martins, P. S. 2008. *Análise estatística de performance de um conjunto de testes auditivos*. Tese de Mestrado da Universidade de Aveiro. Aveiro.

Oliveira, Deise. Gomes, Lucy. Oliveira, Rodrigo. 2006. *Prevalência de depressão em idosos que frequentam centros de convivência*. Revista de Saúde Pública, vol. 40, nº4. Disponível em http://www.scielo.br/pdf/rsp/v40n4/en_26.pdf .

Oliveira, Teresa. 2004. *Estatística Aplicada*. Universidade Aberta. Lisboa.

Pestana, Dinis. Velosa, Sílvio. 2004. *Introdução à probabilidade e à estatística, volume I*. Fundação Calouste Gulbenkian. Lisboa.

Pestana, M. Gageiro, J. 2005. *Análise de dados para Ciências Sociais - A Complementaridade do SPSS*. Lisboa: Editora Sílabo, 4ª Edição.

Silva, Anabela Costa. 2011. *Análise estatística de inquéritos online*. Relatório de Mestrado de Sistemas – Especialização em Engenharia e Estatística. Universidade do Minho. Braga.

Silveira, Fernando. 1999. *Um exemplo de análise multivariada aplicada à pesquisa quantitativa em ensino de ciências: explicando o desempenho dos candidatos ao concurso vestibular de 1999 da Universidade Federal do Rio Grande do Sul*. Investigações em Ensino de Ciências, Porto Alegre, v. 4. Brasil.

Studies in Crop Variation: Na examination of the yield of dressed grain from broadbalk, reproduzido por Contributions to Mathematical Statistics (1950) by permission of John Wiley & Sons, Inc.

Toscano, José. Oliveira, António. 2007. *Qualidade de vida em idosos com distintos níveis de atividade física*. Revista Brasileira de Medicina Desportiva, vol.15, nº13. São Paulo. Disponível em <http://www.scielo.br/pdf/rbme/v15n3/a01v15n3.pdf> .

Turkman, M. Antónia. Silva, Giovani. *Modelos Lineares Generalizados – da teoria à prática*. Edições SPE. Lisboa. Disponível em <http://docentes.deio.fc.ul.pt/maturkman/mlg.pdf> .

Entrevista sobre a depressão para o Portal da Saúde, publicada no dia 02/01/2006, disponível em <http://www.portaldasauade.pt/portal/conteudos/enciclopedia+da+saude/ministeriosaude/saude+mental/depressao.html> . Consultado em 12/01/2015.

Guide to easySHARE_release 1.0, disponível em: http://www.share-project.org/fileadmin/pdf_documentation/easySHARE_Release_1.0_ReleaseGuide.pdf. Consultado em 16/01/2015.

Notícia do Diário de Notícias, do dia 30 de Setembro de 2011. Disponível em http://www.dn.pt/inicio/portugal/interior.aspx?content_id=2027915&page=-1. Consultado em 12/1/2015.

Notícia da RTP notícias, do dia 27 de Setembro de 2012, disponível em <http://www.rtp.pt/noticias/index.php?article=590570&tm=8&layout=121&visual=49>. Consultado em 12/01/2015.

Página oficial do Instituto Nacional de Estatística: www.ine.pt. Consultado em 14/01/2015.

Página oficial do Programa SHARE: <http://www.share-project.org.pt/>. Consultado em 14/01/2015.

Página Oficial da Sociedade Portuguesa de Psiquiatria e Saúde Mental: <http://www.sppsm.org>. Consultado em 16/01/2015.

Página oficial do Portal da Saúde: <http://www.portaldasaude.pt>. Consultado em 16/01/2015.

SHARE Wave 4: Innovations & Methodology, disponível em: http://www.share-project.org/fileadmin/pdf_documentation/Method_FRB_FINAL.pdf. Consultado em 16/01/2015.

ANEXOS

Anexo 1 – Perguntas do questionário SHARE

DN (Dados Demográficos) inclui questões sobre o estado civil, o país de origem, o nível de instrução e a profissão de cada entrevistado.

SN(Redes Sociais) pretende conhecer as redes sociais dos entrevistados, sendo o termo "redes sociais" referente aos laços que as pessoas mantêm em alturas diferentes da sua vida. Com este módulo pretende-se obter uma listagem de pessoas que assumem uma elevada importância na vida do entrevistado.

CH (Família e Filhos) recolhe dados sobre os pais, irmãos e filhos do entrevistado. As informações sobre os pais do entrevistado (estilo de vida, saúde e profissão) reportam-se à data em que o entrevistado tinha 10 anos.

PH (Saúde Física) procura captar vários aspetos da saúde do entrevistado, desde a auto-perceção da sua saúde a aspetos mais concretos do seu estado de saúde como a invalidez, doença crónica, dores e dificuldades sentidas no desempenho de atividades diárias.

BR (Risco Comportamental) recolhe informações sobre os comportamentos de relacionados com a saúde, como fumar, beber álcool e a realização de atividades físicas.

CF (Função Cognitiva) pretende avaliar quatro dimensões das funções cognitivas do entrevistado: memória, concentração, numeracia e fluência verbal.

MH (Saúde Mental) apura a perceção do entrevistado sobre as suas condições de vida e recolhe informações sobre os seus eventuais problemas emocionais.

HC (cuidados de Saúde) inclui questões sobre a frequência com que o entrevistado procura cuidados médicos, desde a ida ao médico a estadias no hospital, e ainda questões sobre seguros de saúde ou outros apoios.

EP (Emprego e Profissão) recolhe informações sobre as eventuais atividades profissionais atuais do entrevistado, o rendimento que delas obtém assim como o rendimento de outras fontes e pensões.

GS (Força de Preensão) é um conjunto de medições físicas que implicam o registo da força máxima de preensão do entrevistado, recorrendo-se à ajuda de equipamento específico, um dinamómetro.

PF (Teste Respiratório) mede a capacidade pulmonar do entrevistado, através do sopro para um expirómetro.

SP (Apoio Social) recolhe informações sobre os apoios que os entrevistados recebem da família e de outras pessoas que não pertençam ao seu agregado familiar, apurando ainda a forma como os membros do agregado se entreeajudam.

FT (Transferências Financeiras) interroga o entrevistado sobre eventuais transferências e pagamentos regulares que possa ter pago ou recebido de outros, incluindo questões sobre heranças recebidas.

HO (Alojamento) recolhe informações sobre a situação atual do alojamento do entrevistado (dimensão, qualidade do alojamento, valor da propriedade, hipotecas, rendas, etc.).

HH (Rendimento do Agregado) e **CO** (Consumo) pretendem compilar algumas medidas sumárias de vários tipos de rendimento e despesas do agregado (alimentação, combustível, eletricidade e telefone).

AS (Bens) inclui questões sobre o montante de bens financeiros e não financeiros, bem como o rendimento obtido desses bens.

AC (Atividades) contém uma série de perguntas que incidem sobre as atividades realizadas nos últimos 12 meses e o modo como os indivíduos se sentem em relação a diversos aspetos da sua vida.

EX (Expectativas) pretende explorar as expectativas do entrevistado, o seu grau de segurança em relação ao futuro e o modo como se processa a tomada de decisões financeiras no agregado do entrevistado.

IV (Observações do Entrevistador) constitui a finalização do questionário. Após a intervenção do entrevistado existem uma série de questões que o entrevistador terá de responder relativamente à experiência da entrevista.

Anexo 2 - Reagrupamento das Variáveis desequilibradas

- Escolaridade:

Grupo 1: Nenhuma formação ($n=104$);

Grupo 2: 1º Ciclo ($n=466$);

Grupo 3: 9º Ano ($n=76$), Secundário ($n=40$) e Pós-Secundário ($n=4$);

Grupo 4: Bacharelato/Licenciatura ($n=211$), Mestrado/Doutoramento ($n= 9$) e os que Ainda estão na escola ($n=29$).

- Situação de Emprego:

Grupo 1: Reformados ($n= 780$);

Grupo 2: Empregados ($n=23$), Desempregado ($n=2$), Doente/Deficiente ($n=15$) e Doméstica(o) ($n=87$).

- Estado Civil:

Grupo 1: os Casados ($n=661$) e União de Facto ($n=6$);

Grupo 2: os Casados mas vivem Separados ($n=14$), os Solteiros ($n=27$), os Divorciados ($n=34$) e os Viúvos ($n=201$).

- Consumo de álcool:

Grupo 1: os que não consomem ($n=457$);

Grupo 2: menos que uma vez por mês ($n=31$); uma ou duas vezes por mês ($n=30$), uma ou duas vezes por semana ($n=62$); três a quatro vezes por semana ($n=15$), cinco a seis dias por semana ($n=19$) e pratica todos os dias ($n=314$).

- Perceção Saúde:

Grupo 1: Excelente ($n=20$), Muito bom ($n=42$) e Bom ($n=204$);

Grupo 2: Razoável ($n=417$);

Grupo 3: Péssima ($n=248$).

- Pratica desporto:

Grupo 1: mais de uma vez por semana ($n=152$), uma vez por semana ($n=82$), uma a três vezes por mês ($n=73$);

Grupo 2: Raramente ou nunca: ($n=620$).

- Dificuldades nas tarefas:

Grupo 1: não tem [escala 0] ($n= 702$);

Grupo 2: escala 1 ($n=97$), escala 2 ($n=53$), escala 3 ($n=30$), escala 4 ($n= 22$) e escala 5 ($n=28$).

Anexo 3 – Questões do questionário, referente às variáveis selecionadas

Género: Qual o seu género?

Idade: Quantos anos tem neste momento?

Escolaridade: Que habilitações tem até agora?

Situação de emprego: Qual a sua situação de emprego no momento?

Estado Civil: Qual é o seu estado civil neste momento?

IMC: Qual o índice de massa corporal?

Foi a um hospital nos 12 últimos meses?

Fumador: Sempre foi fumador?

Auto-Percepção de Saúde: Como avalia o seu estado de saúde agora?

Consumo de álcool: Qual o seu consumo de álcool por mês?

Mobilidade: Qual o grau de dificuldades que sente em relação à sua mobilidade?

Atividades diárias: Que grau de dificuldades sente na realização das suas tarefas diárias?

Pratica desporto: Com que frequência realiza atividades físicas?

Ajuda os outros: Costuma fazer voluntariado?

Vive com quem? Vive com o companheiro?

Vive numa casa de repouso?

Recebe ajuda de fora?

Depressão: Sente-se deprimido nos últimos dias?

Interesse: Sente falta de interesse pelo que o rodeia?

Irritabilidade: Sente-se irritado nos últimos dias?

Fadiga: Sente fadiga no seu dia-a-dia?

Pessimismo: Considera-se pessimista?

Concentração: Sente falta de concentração nos últimos dias?

Apetite: Sente falta de apetite nos últimos dias?

Dormir: Sente dificuldade em dormir nos últimos dias?

Culpa: Tem muitas vezes sentimentos de culpa nos últimos dias?

Suicídio: Já sentiu vontade de morrer?

Prazer: Tem prazer no seu dia-a-dia?

Choro: Sente vontade de chorar muitas vezes?

Anexo 4: Testes de comparações múltiplas Post-hoc

- Anexo 4.1: Teste Post-hoc Depressão e Escolaridade

Each node shows the sample average rank of escolaridade.

Sample1-Sample2	Test Statistic	Std. Error	Std. Test Statistic	Sig.	Adj.Sig.
3,000-4,000	-22,952	28,534	-,804	,421	1,000
3,000-2,000	78,063	26,241	2,975	,003	,018
3,000-1,000	179,588	35,850	5,009	,000	,000
4,000-2,000	55,111	20,426	2,698	,007	,042
4,000-1,000	156,636	31,841	4,919	,000	,000
2,000-1,000	101,525	29,804	3,406	,001	,004

- Anexo 4.2 – Teste Post-hoc Depressão e Auto-Percepção de Saúde

Each node shows the sample average rank of percepçãosaúde.

Sample1-Sample2	Test Statistic	Std. Error	Std. Test Statistic	Sig.	Adj.Sig.
1,000-2,000	-133,522	20,241	-6,596	,000	,000
1,000-3,000	-312,287	23,226	-13,445	,000	,000
2,000-3,000	-178,764	21,234	-8,419	,000	,000

-Anexo 4.3 - Testes Post-hoc Depressão e Mobilidade

Multiple Comparisons

Dependent Variable: depression scale EURO-D - high is depressed

Hochberg

(I) mobility index (high: has difficulties)	(J) mobility index (high: has difficulties)	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
0	1	-1,304*	,183	,000	-1,82	-,79
	2	-2,071*	,232	,000	-2,72	-1,42
	3	-3,098*	,254	,000	-3,81	-2,38
	4	-4,494*	,404	,000	-5,63	-3,36
1	0	1,304*	,183	,000	,79	1,82
	2	-,767*	,247	,019	-1,46	-,07
	3	-1,794*	,268	,000	-2,55	-1,04
	4	-3,191*	,412	,000	-4,35	-2,03
2	0	2,071*	,232	,000	1,42	2,72
	1	,767*	,247	,019	,07	1,46
	3	-1,027*	,303	,007	-1,88	-,18
	4	-2,424*	,436	,000	-3,65	-1,20
3	0	3,098*	,254	,000	2,38	3,81
	1	1,794*	,268	,000	1,04	2,55
	2	1,027*	,303	,007	,18	1,88
	4	-1,397*	,448	,019	-2,65	-,14
4	0	4,494*	,404	,000	3,36	5,63
	1	3,191*	,412	,000	2,03	4,35
	2	2,424*	,436	,000	1,20	3,65
	3	1,397*	,448	,019	,14	2,65

*. The mean difference is significant at the 0.05 level.

Anexo 5 –

Quadro dos parâmetros estimados da Análise Multinomial

Parameter Estimates							95% Confidence Interval for Exp (B)	
EsacalaDEpressão ^a	B	Std. Error	Wald	df	Sig.	Exp(B)	Lower Bound	Upper Bound
							1,00	Intercept
	IDADE	,175	,280	,389	1	,533	1,191	2,061
	mobilityind	-,967	,265	13,292	1	,000	,380	,639
	Dificuldadeatividades	-2,773	,948	8,557	1	,003	,062	,400
	[female=0]	1,038	,733	6,297	1	,012	6,286	1,496
	[female=1]	0 ^b			0			26,422
	[escolaridade=1,00]	-1,316	,860	2,340	1	,126	,268	1,448
	[escolaridade=2,00]	,013	,652	,000	1	,984	1,013	,282
	[escolaridade=3,00]	-,182	,875	,043	1	,835	,834	1,50
	[escolaridade=4,00]	0 ^b			0			4,636
	[consumoalcool=1,00]	-,608	,576	1,116	1	,291	,544	1,176
	[consumoalcool=2,00]	0 ^b			0			1,683
	[Percepçãosaúde=1,00]	2,259	1,189	3,609	1	,057	9,573	,931
	[Percepçãosaúde=2,00]	1,095	,626	3,059	1	,080	2,990	,876
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b			0			10,202
	[fazerdesporto=1,00]	,445	,711	,391	1	,532	1,560	,387
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^b			0			6,283
	[partnerinh=1]	,192	,561	,117	1	,732	1,212	,403
	[partnerinh=3]	0 ^b			0			3,642
	[sp002_mod=-15]	14,827	9,207,827	,000	1	,999	2749445,442	,000
	[sp002_mod=1]	,190	,667	,081	1	,776	1,209	,327
	[sp002_mod=5]	0 ^b			0			4,466
2,00	Intercept	4,366	1,295	11,371	1	,001		
	IDADE	,071	,268	,070	1	,792	1,073	,635
	mobilityind	-,670	,244	7,538	1	,006	,512	,317
	Dificuldadeatividades	-1,691	,649	6,797	1	,009	,184	,052
	[female=0]	1,551	,720	4,640	1	,031	4,716	1,150
	[female=1]	0 ^b			0			19,342
	[escolaridade=1,00]	-,339	,763	,197	1	,657	,713	,160
	[escolaridade=2,00]	,184	,639	,083	1	,773	1,202	,344
	[escolaridade=3,00]	-,128	,862	,022	1	,882	,880	,162
	[escolaridade=4,00]	0 ^b			0			4,770
	[consumoalcool=1,00]	-,365	,560	,425	1	,514	,694	,232
	[consumoalcool=2,00]	0 ^b			0			2,079
	[Percepçãosaúde=1,00]	1,400	1,156	1,466	1	,226	4,056	,421
	[Percepçãosaúde=2,00]	,753	,554	1,844	1	,175	2,123	,716
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b			0			39,117
	[fazerdesporto=1,00]	,747	,700	1,139	1	,286	2,111	,535
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^b			0			8,327
	[partnerinh=1]	,081	,537	,023	1	,881	1,084	,378
	[partnerinh=3]	0 ^b			0			3,107
	[sp002_mod=-15]	15,084	9,207,827	,000	1	,999	3553873,597	,000
	[sp002_mod=1]	,510	,619	,678	1	,410	1,665	,495
	[sp002_mod=5]	0 ^b			0			5,607
3,00	Intercept	3,937	1,289	9,328	1	,002		
	IDADE	,163	,266	,375	1	,540	1,177	,698
	mobilityind	-,513	,243	4,463	1	,035	,598	,372
	Dificuldadeatividades	-1,439	,638	5,094	1	,024	,237	,068
	[female=0]	1,410	,722	3,816	1	,051	4,096	,995
	[female=1]	0 ^b			0			16,860
	[escolaridade=1,00]	-,184	,759	,059	1	,808	,832	,188
	[escolaridade=2,00]	,251	,643	,152	1	,697	1,285	,365
	[escolaridade=3,00]	,276	,859	,103	1	,748	1,318	,244
	[escolaridade=4,00]	0 ^b			0			4,528
	[consumoalcool=1,00]	-,591	,560	1,118	1	,290	,554	,185
	[consumoalcool=2,00]	0 ^b			0			1,657
	[Percepçãosaúde=1,00]	,914	1,161	,620	1	,431	2,495	,256
	[Percepçãosaúde=2,00]	,621	,550	1,271	1	,259	1,860	,632
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b			0			5,472
	[fazerdesporto=1,00]	,679	,703	,932	1	,334	1,971	,497
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^b			0			7,815
	[partnerinh=1]	-,236	,536	,194	1	,660	,790	,276
	[partnerinh=3]	0 ^b			0			2,260
	[sp002_mod=-15]	-1,180	10,723,629	,000	1	1,000	,307	,000
	[sp002_mod=1]	,579	,614	,890	1	,346	1,784	,536
	[sp002_mod=5]	0 ^b			0			5,939
4,00	Intercept	3,495	1,283	7,418	1	,006		
	IDADE	,161	,266	,367	1	,545	1,175	,697
	mobilityind	-,282	,244	1,338	1	,247	,754	,468
	Dificuldadeatividades	-1,238	,632	3,836	1	,050	,290	,084
	[female=0]	,658	,730	,813	1	,367	1,931	,462
	[female=1]	0 ^b			0			8,072
	[escolaridade=1,00]	-,278	,766	,131	1	,717	,758	,169
	[escolaridade=2,00]	,347	,646	,289	1	,591	1,415	,399
	[escolaridade=3,00]	-1,120	,960	1,361	1	,243	,326	,050
	[escolaridade=4,00]	0 ^b			0			2,141
	[consumoalcool=1,00]	-,433	,563	,592	1	,442	,648	,215
	[consumoalcool=2,00]	0 ^b			0			1,956
	[Percepçãosaúde=1,00]	-,622	1,210	,264	1	,607	,537	,050
	[Percepçãosaúde=2,00]	-,289	,554	,273	1	,602	,749	,253
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b			0			5,751
	[fazerdesporto=1,00]	,467	,716	,426	1	,514	1,596	,392
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^b			0			6,491
	[partnerinh=1]	,257	,540	,227	1	,634	1,293	,449
	[partnerinh=3]	0 ^b			0			3,726
	[sp002_mod=-15]	-,554	11,678,251	,000	1	1,000	,574	,000
	[sp002_mod=1]	,527	,612	,741	1	,389	1,694	,510
	[sp002_mod=5]	0 ^b			0			5,626
5,00	Intercept	1,790	1,466	1,491	1	,222		
	IDADE	-,078	,309	,063	1	,802	,925	,505
	mobilityind	-,296	,276	1,153	1	,283	,744	,433
	Dificuldadeatividades	-,805	,721	1,248	1	,264	,447	,109
	[female=0]	,374	,811	,212	1	,645	1,453	,296
	[female=1]	0 ^b			0			1,835
	[escolaridade=1,00]	,063	,882	,005	1	,943	1,065	,189
	[escolaridade=2,00]	,365	,735	,247	1	,619	1,440	,341
	[escolaridade=3,00]	,087	1,002	,008	1	,931	1,091	,153
	[escolaridade=4,00]	0 ^b			0			7,774
	[consumoalcool=1,00]	-,191	,639	,090	1	,765	,826	,236
	[consumoalcool=2,00]	0 ^b			0			2,892
	[Percepçãosaúde=1,00]	-,669	1,379	,236	1	,627	,512	,034
	[Percepçãosaúde=2,00]	,035	,625	,003	1	,955	1,036	,304
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b			0			3,525
	[fazerdesporto=1,00]	,478	,788	,369	1	,544	1,613	,345
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^b			0			7,554
	[partnerinh=1]	,478	,623	,590	1	,442	1,613	,476
	[partnerinh=3]	0 ^b			0			5,466
	[sp002_mod=-15]	-,346	,000		1	,707	,707	,707
	[sp002_mod=1]	,812	,684	1,410	1	,235	2,253	,590
	[sp002_mod=5]	0 ^b			0			8,609

Anexo 6 – Modelo de Regressão Multinomial, pelo método *Stepwise*

Model	Action	Effect(s)	Model Fitting Criteria	Effect Selection Tests			
			-2 Log Likelihood	Chi-Square ^{b,c}	df	Sig.	
Step 0	0	Entered	<all> ^a	1.783,469	.		
Step 1	1	Removed	Recebe ajuda de fora	1.787,131	3,663	10	,961
	2	Removed	IDADE	1.789,259	2,128	5	,831
	3	Removed	Consumo Alcool	1.791,522	2,262	5	,812
	4	Removed	Pratica desporto	1.794,927	3,405	5	,638
	5	Removed	Escolaridade	1.809,978	15,052	15	,448
	6	Removed	Vive com companheiro	1.816,027	6,048	5	,302

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,319
Nagelkerke	,333
McFadden	,123

Parameter Estimates

EsacalaDEpressão ^a	B	Std. Error	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp (B)		
							Lower Bound	Upper Bound	
1,00	Intercept	4,653	1,255	13,750	1	,000			
	Dificuldadeatividades	-2,696	,931	8,389	1	,004	,067	,011	,418
	[Percepçãosaúde=1,00]	2,559	1,171	4,776	1	,029	12,924	1,302	128,296
	[Percepçãosaúde=2,00]	1,116	,610	3,347	1	,067	3,054	,923	10,097
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b	.	.	0
	[female=0]	2,064	,668	9,561	1	,002	7,881	2,130	29,166
	[female=1]	0 ^b	.	.	0
	mobilityind	-,974	,259	14,189	1	,000	,378	,227	,627
2,00	Intercept	4,424	,991	19,912	1	,000			
	Dificuldadeatividades	-1,568	,628	6,236	1	,013	,208	,061	,714
	[Percepçãosaúde=1,00]	1,625	1,139	2,036	1	,154	5,077	,545	47,291
	[Percepçãosaúde=2,00]	,722	,538	1,801	1	,180	2,059	,717	5,910
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b	.	.	0
	[female=0]	1,653	,657	6,330	1	,012	5,223	1,441	18,932
	[female=1]	0 ^b	.	.	0
	mobilityind	-,698	,239	8,516	1	,004	,498	,312	,795
3,00	Intercept	3,771	,983	14,729	1	,000			
	Dificuldadeatividades	-1,219	,615	3,928	1	,047	,295	,088	,987
	[Percepçãosaúde=1,00]	1,166	1,143	1,040	1	,308	3,209	,342	30,144
	[Percepçãosaúde=2,00]	,602	,534	1,270	1	,260	1,826	,641	5,203
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b	.	.	0
	[female=0]	1,520	,658	5,339	1	,021	4,571	1,259	16,593
	[female=1]	0 ^b	.	.	0
	mobilityind	-,518	,238	4,746	1	,029	,596	,374	,949
4,00	Intercept	3,659	,977	14,026	1	,000			
	Dificuldadeatividades	-1,093	,611	3,200	1	,074	,335	,101	1,110
	[Percepçãosaúde=1,00]	-,526	1,191	,195	1	,659	,591	,057	6,099
	[Percepçãosaúde=2,00]	-,341	,536	,405	1	,525	,711	,249	2,033
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b	.	.	0
	[female=0]	,853	,666	1,637	1	,201	2,346	,635	8,659
	[female=1]	0 ^b	.	.	0
	mobilityind	-,270	,238	1,279	1	,258	,764	,479	1,219
5,00	Intercept	2,221	1,094	4,123	1	,042			
	Dificuldadeatividades	-,765	,694	1,215	1	,270	,465	,119	1,814
	[Percepçãosaúde=1,00]	-,576	1,359	,180	1	,671	,562	,039	8,060
	[Percepçãosaúde=2,00]	-,048	,605	,006	1	,937	,954	,291	3,122
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b	.	.	0
	[female=0]	,538	,744	,523	1	,470	1,713	,398	7,366
	[female=1]	0 ^b	.	.	0
	mobilityind	-,296	,269	1,203	1	,273	,744	,439	1,262

a. The reference category is: 6,00.

b. This parameter is set to zero because it is redundant.

Anexo 7 – Modelo de Regressão Ordinal 2, função *Negative log-log*

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	1.612,913			
Final	1.430,957	181,956	14	,000

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,254
Nagelkerke	,266
McFadden	,096

Link function: Negative Log-log.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	4.402,535	2.036	,000
Deviance	1.264,121	2.036	1,000

Link function: Negative Log-log.

	Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval		
						Lower Bound	Upper Bound	
Threshold	[EscaladeDepressão = 1,00]	,264	,333	,629	1	,428	-,389	,917
	[EscaladeDepressão = 2,00]	1,366	,337	16,399	1	,000	,705	2,027
	[EscaladeDepressão = 3,00]	2,386	,343	48,435	1	,000	1,714	3,059
	[EscaladeDepressão = 4,00]	3,566	,364	95,837	1	,000	2,852	4,280
	[EscaladeDepressão = 5,00]	4,629	,418	122,893	1	,000	3,810	5,447
Location	IDADE	,047	,064	,523	1	,470	-,080	,173
	Percepçãosaúde	,436	,083	27,595	1	,000	,273	,599
	mobilityind	,173	,058	8,885	1	,003	,059	,287
	[Dificuldadeatividades=1,00]	-,733	,184	15,897	1	,000	-1,094	-,373
	[Dificuldadeatividades=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[escolaridade=1,00]	,338	,192	3,111	1	,078	-,038	,714
	[escolaridade=2,00]	,165	,119	1,930	1	,165	-,068	,398
	[escolaridade=3,00]	,013	,162	,006	1	,938	-,304	,329
	[escolaridade=4,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[fazerdesporto=1,00]	,100	,108	,859	1	,354	-,111	,311
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[consumoalcool=1,00]	,135	,111	1,487	1	,223	-,082	,351
	[consumoalcool=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[EstadoCivil=1,00]	-,403	,336	1,437	1	,231	-1,062	,256
	[EstadoCivil=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[female=0]	-,326	,110	8,732	1	,003	-,542	-,110
	[female=1]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[vive com companheiro=1]	,602	,359	2,811	1	,094	-,102	1,306
	[vive com companheiro=3]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[recebe ajuda=-15]	-,328	1,059	,096	1	,757	-2,402	1,747
[recebe ajuda=1]	,286	,142	4,039	1	,044	,007	,564	
[recebe ajuda=5]	0 ^a	.	.	0	.	.	.	

Anexo 8 - Modelo de Regressão Ordinal 2, função *Probit*

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	1.612,913			
Final	1.395,704	217,209	14	,000

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	1.871,430	2.036	,996
Deviance	1.228,868	2.036	1,000

Link function: Probit.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,295
Nagelkerke	,309
McFadden	,115

Link function: Probit.

	Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Threshold							
[EscaladeDepressão = 1,00]	-,305	,298	1,047	1	,306	-,890	,279
[EscaladeDepressão = 2,00]	,718	,301	5,707	1	,017	,129	1,308
[EscaladeDepressão = 3,00]	1,516	,304	24,933	1	,000	,921	2,111
[EscaladeDepressão = 4,00]	2,310	,309	55,761	1	,000	1,704	2,917
[EscaladeDepressão = 5,00]	2,936	,322	83,072	1	,000	2,305	3,568
Location							
IDADE	,001	,058	,001	1	,981	-,112	,115
Percepçãosaúde	,444	,074	35,742	1	,000	,298	,589
mobilityind	,161	,053	9,089	1	,003	,056	,265
[Dificuldadeatividades=1,00]	-,721	,174	17,259	1	,000	-1,062	-,381
[Dificuldadeatividades=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[escolaridade=1,00]	,257	,176	2,131	1	,144	-,088	,603
[escolaridade=2,00]	,145	,105	1,912	1	,167	-,060	,350
[escolaridade=3,00]	,123	,139	,784	1	,376	-,149	,394
[escolaridade=4,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[fazerdesporto=1,00]	,074	,095	,616	1	,433	-,111	,260
[fazerdesporto=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[consumoalcool=1,00]	,066	,098	,450	1	,502	-,127	,259
[consumoalcool=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[EstadoCivil=1,00]	-,307	,303	1,032	1	,310	-,900	,286
[EstadoCivil=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[female=0]	-,390	,098	15,741	1	,000	-,583	-,197
[female=1]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[Vive com companheiro=1]	,433	,320	1,830	1	,176	-,195	1,062
[vive com compaheiro=3]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[recebe ajuda=-15]	-,484	,838	,334	1	,563	-2,127	1,158
[recebe ajuda=1]	,252	,131	3,684	1	,055	-,005	,509
[recebe ajuda=5]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	1.612,913			
Final	1.399,792	213,121	14	,000

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	1.798,709	2.036	1,000
Deviance	1.232,956	2.036	1,000

Link function: Logit.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,290
Nagelkerke	,305
McFadden	,113

Link function: Logit.

	Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval		
						Lower Bound	Upper Bound	
Threshold	[EscaladeDepressão = 1,00]	-,547	,511	1,147	1	,284	-1,549	,454
	[EscaladeDepressão = 2,00]	1,161	,519	5,004	1	,025	,144	2,178
	[EscaladeDepressão = 3,00]	2,542	,525	23,467	1	,000	1,514	3,571
	[EscaladeDepressão = 4,00]	4,000	,535	55,910	1	,000	2,952	5,049
	[EscaladeDepressão = 5,00]	5,189	,570	82,876	1	,000	4,072	6,306
Location	IDADE	-,012	,099	,016	1	,900	-,206	,181
	Percepçãosaúde	,761	,128	35,247	1	,000	,510	1,012
	mobilityind	,296	,092	10,388	1	,001	,116	,476
	[Dificuldadeatividades=1,00]	-1,220	,303	16,221	1	,000	-1,813	-,626
	[Dificuldadeatividades=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[escolaridade=1,00]	,432	,302	2,038	1	,153	-,161	1,024
	[escolaridade=2,00]	,238	,179	1,774	1	,183	-,112	,588
	[escolaridade=3,00]	,217	,236	,841	1	,359	-,246	,679
	[escolaridade=4,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[fazerdesporto=1,00]	,118	,162	,531	1	,466	-,199	,435
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[consumoalcool=1,00]	,136	,168	,650	1	,420	-,194	,465
	[consumoalcool=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[EstadoCivil=1,00]	-,609	,517	1,384	1	,239	-1,623	,405
	[EstadoCivil=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[female=0]	-,664	,169	15,520	1	,000	-,995	-,334
	[female=1]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[vive com companheiro=1]	,765	,548	1,948	1	,163	-,309	1,839
	[vive com companheiro=3]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[recebe ajuda=-15]	-,677	1,393	,237	1	,627	-3,407	2,052
[recebe ajuda=1]	,443	,225	3,875	1	,049	,002	,885	
[recebe ajuda=5]	0 ^a	.	.	0	.	.	.	

Anexo 10 – Regressão Multinomial, nos seniores com índice de depressão elevado, acima dos 65 anos

Model Fitting Information

Model	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	287,244			
Final	263,992	23,251	26	,619

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,134
Nagelkerke	,159
McFadden	,078

Likelihood Ratio Tests

Effect	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood of Reduced Model	Chi-Square	df	Sig.
Intercept	263,992 ^a	,000	0	.
Dificuldadeatividades	268,429	4,437	2	,109
IDADE	266,036	2,044	2	,360
mobilityind	265,252	1,259	2	,533
female	264,877	,885	2	,642
escolaridade	269,739	5,747	6	,452
consumoalcool	264,946	,954	2	,621
Percepçãosaúde	265,391	1,399	4	,844
fazerdesporto	264,146	,153	2	,926
partnerinh	265,031	1,039	2	,595
sp002_mod	265,098	1,106	2	,575

Parameter Estimates

EsacalaDEpressão*	B	Std. Error	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
							Lower Bound	Upper Bound
4,00	Intercept	3,633	1,281	8,044	1	,005		
	Dificuldadeatividades	-1,360	,664	4,202	1	,040	,257	,942
	IDADE	,261	,274	,908	1	,341	1,299	2,223
	mobilityind	-,293	,271	1,171	1	,279	,746	1,269
	{female=0}	,608	,749	,659	1	,417	1,837	7,976
	{female=1}	0 ^b			0			
	{escolaridade=1,00}	-,348	,813	,184	1	,668	,706	3,472
	{escolaridade=2,00}	,164	,681	,058	1	,809	1,179	4,478
	{escolaridade=3,00}	-1,750	1,026	2,909	1	,088	,174	1,298
	{escolaridade=4,00}	0 ^b			0			
	{consumoalcool=1,00}	-,485	,592	,670	1	,413	,616	1,965
	{consumoalcool=2,00}	0 ^b			0			
	{Percepçãosaúde=1,00}	-,351	1,231	,081	1	,776	,704	7,857
	{Percepçãosaúde=2,00}	-,488	,598	,667	1	,414	,614	1,981
	{Percepçãosaúde=3,00}	0 ^b			0			
	{fazerdesporto=1,00}	,273	,766	,127	1	,722	1,314	5,894
	{fazerdesporto=2,00}	0 ^b			0			
	{partnerinh=1}	,531	,558	,906	1	,341	1,701	5,079
	{partnerinh=3}	0 ^b			0			
	{sp002_mod=1}	,474	,647	,537	1	,464	1,606	5,702
	{sp002_mod=5}	0 ^b			0			
5,00	Intercept	1,943	1,440	1,820	1	,177		
	Dificuldadeatividades	-,889	,747	1,416	1	,234	,411	1,778
	IDADE	-,047	,314	,022	1	,881	,954	1,766
	mobilityind	-,280	,304	,850	1	,357	,756	1,371
	{female=0}	,301	,828	,132	1	,716	1,351	6,843
	{female=1}	0 ^b			0			
	{escolaridade=1,00}	,031	,921	,001	1	,973	1,031	6,270
	{escolaridade=2,00}	,228	,765	,088	1	,766	1,255	5,625
	{escolaridade=3,00}	-,331	1,057	,098	1	,754	,718	5,707
	{escolaridade=4,00}	0 ^b			0			
	{consumoalcool=1,00}	-,164	,663	,061	1	,805	,849	3,114
	{consumoalcool=2,00}	0 ^b			0			
	{Percepçãosaúde=1,00}	-,424	1,368	,096	1	,757	,654	9,548
	{Percepçãosaúde=2,00}	-,056	,657	,007	1	,932	,946	3,425
	{Percepçãosaúde=3,00}	0 ^b			0			
	{fazerdesporto=1,00}	,310	,833	,138	1	,710	1,363	6,978
	{fazerdesporto=2,00}	0 ^b			0			
	{partnerinh=1}	,587	,634	,858	1	,354	1,798	6,229
	{partnerinh=3}	0 ^b			0			
	{sp002_mod=1}	,730	,706	1,068	1	,301	2,075	8,280
	{sp002_mod=5}	0 ^b			0			

a. The reference category is: 6,00.

b. This parameter is set to zero because it is redundant.

Anexo 11- Modelo de Regressão Ordinal, nos seniores com índice de depressão elevado, acima dos 65 anos

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	287,244			
Final	269,852	17,391	13	,182

Link function: Logit.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	297,563	279	,213
Deviance	261,299	279	,770

Link function: Logit.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,102
Nagelkerke	,121
McFadden	,059

Link function: Logit.

Parameter Estimates

	Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Threshold [EscaladeDepressão = 4,00]	1,915	,830	5,330	1	,021	,289	3,541
[EscaladeDepressão = 5,00]	3,276	,860	14,520	1	,000	1,591	4,961
Location							
Dificuldadeatividades	,882	,450	3,847	1	,050	,001	1,763
IDADE	-,266	,194	1,882	1	,170	-,646	,114
mobilityind	,156	,184	,723	1	,395	-,204	,516
[Percepçãosaúde=1,00]	,016	,784	,000	1	,984	-1,521	1,553
[Percepçãosaúde=2,00]	,453	,393	1,328	1	,249	-,317	1,223
[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[escolaridade=1,00]	,384	,558	,475	1	,491	-,708	1,477
[escolaridade=2,00]	,060	,436	,019	1	,891	-,794	,913
[escolaridade=3,00]	1,498	,698	4,609	1	,032	,130	2,866
[escolaridade=4,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[fazerdesporto=1,00]	-,059	,461	,016	1	,898	-,962	,844
[fazerdesporto=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[consumoalcool=1,00]	,400	,388	1,064	1	,302	-,360	1,160
[consumoalcool=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[female=0]	-,407	,454	,804	1	,370	-1,297	,483
[female=1]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[partnerinhh=1]	-,199	,380	,274	1	,601	-,945	,547
[partnerinhh=3]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[sp002_mod=1]	-,114	,413	,076	1	,783	-,923	,696
[sp002_mod=5]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Anexos 12 – Modelo de Regressão Multinomial, nos seniores com índice de depressão elevado no intervalo [50, 65] anos

Model Fitting Information

Model	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	17,618			
Final	15,179	2,439	2	,295

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,006
Nagelkerke	,008
McFadden	,005

Likelihood Ratio Tests

Effect	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood of Reduced Model	Chi-Square	df	Sig.
Intercept	15,179 ^a	,000	0	.
EscaladeDepressão	17,618	2,439	2	,295

Parameter Estimates

Idade em 2 categorias < 65 e maior 65 ^a	B	Std. Error	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp (B)	
							Lower Bound	Upper Bound
50 até 64 anos								
Intercept	-,486	,318	2,335	1	,127			
[EscaladeDepressão=4,00]	,477	,342	1,943	1	,163	1,612	,824	3,154
[EscaladeDepressão=5,00]	,564	,374	2,268	1	,132	1,758	,844	3,662
[EscaladeDepressão=6,00]	0 ^b	.	.	0

a. The reference category is: 65 ou mais.

b. This parameter is set to zero because it is redundant.

Anexo 13 – Modelo de Regressão Ordinal, nos seniores com índice de depressão elevado no intervalo [50, 65] anos.

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	17,618			
Final	16,732	,886	1	,347

Link function: Logit.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	1,548	1	,213
Deviance	1,553	1	,213

Link function: Logit.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,002
Nagelkerke	,003
McFadden	,002

Link function: Logit.

Parameter Estimates

	Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Threshold [idade_binaria = 0]	,592	,676	,767	1	,381	-,733	1,916
Location EscaladeDepressão	,140	,149	,883	1	,348	-,152	,433

Link function: Logit.

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	17,618			
Final	16,709	,908	1	,341

Link function: Negative Log-log.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	1,526	1	,217
Deviance	1,531	1	,216

Link function: Negative Log-log.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,002
Nagelkerke	,003
McFadden	,002

Link function: Negative Log-log.

Parameter Estimates

	Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Threshold [idade_binaria = 0]	,797	,475	2,812	1	,094	-,134	1,728
Location EscaladeDepressão	,102	,104	,953	1	,329	-,102	,306

Link function: Negative Log-log.

Anexo 14 – Modelo de Regressão Multinomial, nos seniores com índice de depressão elevados acima dos 50 anos.

Model Fitting Information

Model	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	287,244			
Final	263,992	23,251	26	,619

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,134
Nagelkerke	,159
McFadden	,078

Likelihood Ratio Tests

Effect	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood of Reduced Model	Chi-Square	df	Sig.
Intercept	263,992 ^a	,000	0	.
Dificuldadeatividades	268,429	4,437	2	,109
IDADE	266,036	2,044	2	,360
mobilityind	265,252	1,259	2	,533
female	264,877	,885	2	,642
escolaridade	269,739	5,747	6	,452
consumoalcool	264,946	,954	2	,621
Percepçãosaúde	265,391	1,399	4	,844
fazerdesporto	264,146	,153	2	,926
partnerinhh	265,031	1,039	2	,595
sp002_mod	265,098	1,106	2	,575

Parameter Estimates

EsacalaDEpressão ^a	B	Std. Error	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
							Lower Bound	Upper Bound
5,00	Intercept	-1,691	1,000	2,858	1	,091		
	Dificuldadeatividades	,471	,552	,728	1	,393	1,601	,543 4,719
	IDADE	-,308	,245	1,581	1	,209	,735	,454 1,188
	mobilityind	,013	,224	,003	1	,954	1,013	,653 1,573
	[female=0]	-,308	,523	,346	1	,557	,735	,264 2,050
	[female=1]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[escolaridade=1,00]	,379	,683	,308	1	,579	1,461	,383 5,578
	[escolaridade=2,00]	,063	,516	,015	1	,903	1,065	,388 2,928
	[escolaridade=3,00]	1,419	,872	2,648	1	,104	4,135	,748 22,857
	[escolaridade=4,00]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[consumoalcool=1,00]	,320	,463	,478	1	,489	1,378	,556 3,415
	[consumoalcool=2,00]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[Percepçãosaúde=1,00]	-,073	,908	,007	1	,936	,929	,157 5,507
	[Percepçãosaúde=2,00]	,433	,468	,853	1	,356	1,541	,616 3,859
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[fazerdesporto=1,00]	,037	,526	,005	1	,945	1,037	,370 2,909
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[partnerinhh=1]	,056	,470	,014	1	,906	1,057	,421 2,656
	[partnerinhh=3]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[sp002_mod=1]	,256	,489	,275	1	,600	1,292	,496 3,368
	[sp002_mod=5]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
6,00	Intercept	-3,633	1,281	8,044	1	,005		
	Dificuldadeatividades	1,360	,664	4,202	1	,040	3,897	1,061 14,306
	IDADE	-,261	,274	,908	1	,341	,770	,450 1,318
	mobilityind	,293	,271	1,171	1	,279	1,341	,788 2,281
	[female=0]	-,608	,749	,659	1	,417	,544	,125 2,363
	[female=1]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[escolaridade=1,00]	,348	,813	,184	1	,668	1,417	,288 6,970
	[escolaridade=2,00]	-,164	,681	,058	1	,809	,848	,223 3,223
	[escolaridade=3,00]	1,750	1,026	2,909	1	,088	5,756	,770 43,009
	[escolaridade=4,00]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[consumoalcool=1,00]	,485	,592	,670	1	,413	1,623	,509 5,178
	[consumoalcool=2,00]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[Percepçãosaúde=1,00]	,351	1,231	,081	1	,776	1,420	,127 15,849
	[Percepçãosaúde=2,00]	,488	,598	,667	1	,414	1,630	,505 5,262
	[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[fazerdesporto=1,00]	-,273	,766	,127	1	,722	,761	,170 3,415
	[fazerdesporto=2,00]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[partnerinhh=1]	-,531	,558	,906	1	,341	,588	,197 1,755
	[partnerinhh=3]	0 ^b	.	.	0	.	.	.
	[sp002_mod=1]	-,474	,647	,537	1	,464	,623	,175 2,211
	[sp002_mod=5]	0 ^b	.	.	0	.	.	.

Anexo 15 - Modelo de Regressão Ordinal, nos seniores com índice de depressão elevado, acima dos 50 anos.

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	287,244			
Final	269,852	17,391	13	,182

Link function: Logit.

Parameter Estimates

	Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Threshold [EscaladeDepressão = 4,00]	1,915	,830	5,330	1	,021	,289	3,541
[EscaladeDepressão = 5,00]	3,276	,860	14,520	1	,000	1,591	4,961
Location Dificuldadeatividades	,882	,450	3,847	1	,050	,001	1,763
IDADE	-,266	,194	1,882	1	,170	-,646	,114
mobilityind	,156	,184	,723	1	,395	-,204	,516
[Percepçãosaúde=1,00]	,016	,784	,000	1	,984	-1,521	1,553
[Percepçãosaúde=2,00]	,453	,393	1,328	1	,249	-,317	1,223
[Percepçãosaúde=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[escolaridade=1,00]	,384	,558	,475	1	,491	-,708	1,477
[escolaridade=2,00]	,060	,436	,019	1	,891	-,794	,913
[escolaridade=3,00]	1,498	,698	4,609	1	,032	,130	2,866
[escolaridade=4,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[fazerdesporto=1,00]	-,059	,461	,016	1	,898	-,962	,844
[fazerdesporto=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[consumoalcool=1,00]	,400	,388	1,064	1	,302	-,360	1,160
[consumoalcool=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[female=0]	-,407	,454	,804	1	,370	-1,297	,483
[female=1]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[partnerinhh=1]	-,199	,380	,274	1	,601	-,945	,547
[partnerinhh=3]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[sp002_mod=1]	-,114	,413	,076	1	,783	-,923	,696
[sp002_mod=5]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	297,563	279	,213
Deviance	261,299	279	,770

Link function: Logit.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,102
Nagelkerke	,121
McFadden	,059

Link function: Logit.