



MESTRADO
ECONOMETRIA APLICADA E PREVISÃO

TRABALHO FINAL DE MESTRADO
DISSERTAÇÃO

ANÁLISE FATORIAL NO SETOR DA SAÚDE

JOÃO PEDRO FERREIRA GERALDES

OUTUBRO 2016

MESTRADO EM
ECONOMETRIA APLICADA E PREVISÃO

TRABALHO FINAL DE MESTRADO
DISSERTAÇÃO

ANÁLISE FATORIAL NO SETOR DA SAÚDE

JOÃO PEDRO FERREIRA GERALDES

ORIENTAÇÃO:

PROFESSOR NUNO SOBREIRA

OUTUBRO 2016

Resumo

O objetivo principal deste estudo é apresentar uma aplicação da análise fatorial à área da saúde, através de uma base de dados, referente a um estudo comportamental sobre o serviço clínico/hospitalar.

Com o auxílio do método das componentes principais, com rotação ortogonal e normalização de *Kaiser*, detetam-se três fatores: relação entre paciente e colaborador (Fator 1); satisfação do colaborador (Fator 2) e satisfação global do paciente (Fator 3).

Foram estimados três modelos de regressão linear, com cada um dos três fatores como variável dependente, e concluiu-se que: o aumento do número de pessoas no agregado familiar piora a relação colaborador/paciente e origina menor satisfação tanto no colaborador como no paciente; os pacientes trabalhadores por conta de outrem têm uma melhor relação colaborador/paciente e originam uma menor satisfação tanto no colaborador como no paciente, comparativamente aos pacientes sem ocupação profissional; pacientes com formação superior originam maior satisfação, tanto no colaborador como no paciente, comparativamente a pacientes com, no máximo, ensino básico; pacientes com ensino secundário originam maior satisfação no paciente, comparativamente a pacientes com, no máximo, ensino básico.

Palavras-chave: Análise Fatorial, Componentes Principais, Normalização de Kaiser

Abstract

The main objective of this study relates to the application of factor analysis in the health area, through a database relating to a behavioral study on clinical/hospital service.

With the help of the main components method, with orthogonal rotation and Kaiser normalization, it was detected three factors: relationship between patient and employee (Factor 1); employee satisfaction (Factor 2) and overall patient satisfaction (Factor 3).

Estimating linear regression models, in each one of the three factors is the dependent variable, and as explanatory variables some information about the users questioned, it was concluded that: the increasing number of people in the household, worsening the employee/patient relationship and gives less satisfaction in both the employee and the patient; patients that work for others have a better employee/patient relationship and result in a lower satisfaction in both the employee and the patient, compared to patients without professional occupation; patients with university education originate greater satisfaction both on the employee and in patients compared to patients with at most basic education; patients with secondary education originate greater satisfaction in patients compared to patients with no more than basic education.

Keywords: Factor Analysis, Principal Components, Kaiser Normalization

Agradecimentos

As primeiras palavras de agradecimento têm de ir para a minha família, especialmente para os meus pais e irmão. Obrigado pela paciência, pelo apoio ao longo desta etapa e pelo entusiasmo com que sempre partilharam as minhas conquistas. À Sara, pelo apoio incondicional e compreensão.

Por fim, quero também agradecer ao Professor Nuno Sobreira, pela orientação e disponibilidade sempre demonstrada, bem como pelo valioso auxílio prestado durante o desenvolvimento da dissertação.

Índice

1. Introdução	1
2. Revisão de Literatura	2
3. Análise da base de dados	5
4. Metodologia	6
4.1 – Apresentação do modelo estatístico da análise fatorial	7
4.2 – Cálculo dos <i>factor loadings</i> sem rotação	7
4.3 – Rotação de fatores	8
4.4 – Escolha do número de fatores e cálculo dos <i>factor scores</i>	10
5 – Escolha do número de fatores e cálculo dos <i>factor scores</i>	11
5.1 – Comparação entre o método das componentes principais e o da máxima verosimilhança	11
5.2 – Interpretações do resultado da análise fatorial	13
5.3 – Diagnóstico ao modelo fatorial	17
5.4 – Regressão linear com os fatores	18
6 – Conclusão	25
Referências Bibliográficas	26
Anexos	28

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Factor Loadings com e sem rotação e normalização.....	13
Tabela 2 – Estatísticas descritivas das variáveis referentes à disponibilidade	28
Tabela 3 – Correlações referentes à disponibilidade.....	28
Tabela 4 – Estatísticas descritivas das variáveis referentes à empatia	29
Tabela 5 – Correlações referentes à empatia.....	29
Tabela 6 – Estatísticas descritivas das variáveis referentes à comunicação.....	30
Tabela 7 – Correlações referentes à comunicação	30
Tabela 8 – Estatísticas descritivas das variáveis referentes ao compromisso	31
Tabela 9 – Correlações referentes ao compromisso.....	31
Tabela 10 – Estatísticas descritivas das variáveis referentes à satisfação	31
Tabela 11 – Correlações referentes à satisfação.....	32
Tabela 12 – Correlações entre as variáveis do primeiro fator.....	33
Tabela 13 – Correlações entre as variáveis do segundo fator	33
Tabela 14 – Correlações entre as variáveis do terceiro fator	33
Tabela 15 – Teste de esfericidade de Barlett e medida Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) de adequabilidade da amostra ...	34
Tabela 16 – Variância total explicada com as componentes principais	34
Tabela 17 – Comunalidades com método de extração componentes principais	35
Tabela 18 – Matriz de componentes com e sem rotação ortogonal Varimax, com normalização Kaiser, através das componentes principais.....	35
Tabela 19 – Matriz de transformação de componente através das componentes principais	36
Tabela 20 – Comunalidades do modelo através da máxima verosimilhança.....	36
Tabela 21 – Variância explicada, pelos fatores, no modelo com a máxima verosimilhança	36
Tabela 22 – Matriz de fator loadings com e sem rotação ortogonal Varimax, com normalização Kaiser, através da máxima verosimilhança	37
Tabela 23 - Matriz de transformação de componente com rotação ortogonal Varimax, e normalização de Kaiser, através da máxima verosimilhança	37
Tabela 24 – Regressão linear do fator 1 sobre o agregado familiar dos clientes, nível de instrução e ocupação	37
Tabela 25 – Regressão linear do fator 2 sobre o agregado familiar dos clientes, nível de instrução e ocupação	38
Tabela 26 – Regressão linear do fator 3 sobre o agregado familiar dos clientes, nível de instrução e ocupação	39

1. Introdução

O objetivo principal deste estudo é apresentar uma aplicação da análise fatorial à área da saúde, através de uma base de dados referente a um estudo comportamental sobre o serviço clínico/hospitalar.

Com o auxílio do método das componentes principais, com rotação ortogonal e normalização de *Kaiser*, detetam-se três fatores: relação entre paciente e colaborador (Fator 1); satisfação do colaborador (Fator 2) e satisfação global do paciente (Fator 3).

Foram estimados três modelos de regressão linear, com cada um dos três fatores como variável dependente, e concluiu-se que: o aumento do número de pessoas no agregado familiar piora a relação colaborador/paciente e origina menor satisfação tanto no colaborador como no paciente; os pacientes trabalhadores por conta de outrem têm uma melhor relação colaborador/paciente e originam uma menor satisfação tanto no colaborador como no paciente, comparativamente aos pacientes sem ocupação profissional; pacientes com formação superior originam maior satisfação, tanto no colaborador como no paciente, comparativamente a pacientes com, no máximo, ensino básico; pacientes com ensino secundário originam maior satisfação no paciente, comparativamente a pacientes com, no máximo, ensino básico.

Este trabalho encontra-se organizado da seguinte forma: inicialmente, na revisão de literatura (secção 2), serão apresentados vários trabalhos e estudos, tanto na área da Saúde como fora dela, em que foi aplicada tanto a teoria como a prática relativa à análise fatorial. Além da análise fatorial em si, também serão apresentados outros trabalhos e estudos onde estão presentes alguns dos métodos de estimação do modelo da análise fatorial, como por exemplo, o método da máxima verosimilhança e o método das componentes principais. Adicionalmente, e no âmbito da rotação dos fatores, será apresentado o trabalho respeitante à normalização de Kaiser (1958)¹.

¹ The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis, Kaiser, 1958

De seguida são apresentadas as variáveis e é analisada a base de dados utilizada neste trabalho (secção 3).

Após a análise da base de dados, será explicada a metodologia aplicada na análise fatorial (secção 4). Na explicação da metodologia são apresentados, além de alguns dos métodos de análise fatorial, referidos acima, também as várias componentes da análise fatorial, entre elas, por exemplo, as comunalidades, os *factor loadings*, os vários tipos de rotação de fatores e os testes de diagnóstico ao modelo.

Posteriormente, novamente na secção 4, serão analisados os possíveis modelos para a análise fatorial, sendo a escolha feita através de vários testes, explicados na metodologia.

Obtidos os resultados dos testes e consequentes resultados, serão apresentados e discutidos os resultados obtidos da análise fatorial com o modelo ótimo. Adicionalmente são efetuadas regressões lineares sobre os fatores obtidos, tendo como variáveis explicativas informações sobre os pacientes.

Por fim, na secção 5 serão apresentadas as conclusões da análise fatorial à base de dados em causa.

2. Revisão de Literatura

A análise fatorial é um método que teve os seus primórdios em 1904, por Charles Spearman através da sua obra *General Intelligence, objectively determined and measured*. Na sua obra do ramo da psicologia, Spearman procurou explicar a performance de estudantes em várias disciplinas e perceber a relação existente entre as notas e a inteligência, através da análise fatorial. Através de um modelo com apenas um fator concluiu que as performances dos estudantes nas várias disciplinas estavam correlacionadas, sendo essa correlação explicada pelo nível de inteligência dos estudantes.

J. Arnetz e Beng Arnetz (1996)², procuraram desenvolver um instrumento válido e fiável para determinar as variáveis que condicionam a opinião dos pacientes quanto à qualidade e satisfação do serviço hospitalar. Para tal foi utilizado um questionário realizado aos pacientes no hospital universitário de Huddinge, durante o ano de 1995. O instrumento desenvolvido neste estudo foi criado de forma a perceber a opinião dos pacientes com o propósito de proporcionar feedback para a direção do hospital, que pudesse ser usado para melhorar as qualidades de serviço ao paciente.

Os resultados estatísticos destacaram os seguintes preditores dos ratings de qualidade: transmissão da informação cuidada e percepção do ambiente entre colaboradores. Tendo em conta os resultados obtidos, foi implementado um programa, por departamento, no hospital de Huddinge, de forma a melhorar a satisfação dos pacientes quanto ao serviço hospitalar.

Através da medição da satisfação antes e pós programa de melhoramento da satisfação dos pacientes, conclui-se que ocorreram melhorias significativas em grande parte dos departamentos.

S. Hassan, N. Ismail, W.Jaafar entre outros (2012)³, aplicaram a análise fatorial a um questionário sobre os fatores que afetam o estilo de aprendizagem dos estudantes. Através desta técnica procuraram os fatores que afetam o estilo de aprendizagem dos estudantes. Para tal foi realizado um questionário a 189 estudantes universitários.

Através da extração pelas componentes principais e rotação ortogonal *varimax* com normalização de Kaiser, os autores concluíram a favor dos sete fatores seguintes para o estilo de aprendizagem: a atitude dos estudantes antes e após a aula; as estratégias usadas para compreensão a palestra; a importância da palestra; o tamanho das aulas; os esforços fora das aulas; as salas de aula; e a importância de ouvir palestras. Os resultados também mostraram que

² The Development and Application of a Patient Satisfaction Measurement System for Hospital-wide Quality Improvement, J.Arnetz and B. Arnetz, 1996

³ Using Factor Analysis on Survey Study of Factors Affecting Students' Learning Styles, *Internacional Journal of Applied Mathematics and Informatics*, 2012.

o CGPA (Cumulative Grade Points Average) apenas é influenciado pelo tamanho das aulas e as suas condições e pela importância das palestras.

A. Hanley, A. Festa, R. D'Agostino.Jr, entre outros (2004)⁴, aplicaram a análise fatorial ao estudo do risco de diabetes do tipo 2. Através de uma base de dados com 1087 participantes, os autores investigaram a associação entre variáveis metabólicas e de inflamação e o risco de diabetes do tipo 2 e concluíram que existem 3 fatores que associam o risco de diabetes do tipo 2 e pessoas sem qualquer tipo de diabetes: um fator associado ao metabolismo; outro ao fator inflamatório e, um último um fator associado à pressão sanguínea..

Os resultados obtidos, através da análise fatorial, permitem sustentar a hipótese que as inflamações subclínicas crônicas estão associadas à resistência à insulina e compreende uma componente da síndrome metabólica.

S.Trost e G.Oberlender (2003)⁵ procuraram criar um método que permitisse avaliar a precisão das estimativas, durante as fases iniciais de projetos com capital. Para tal, foram utilizados dados quantitativos de projetos de construção, já finalizados. Cada responsável de cada projeto classificou de um a cinco cada um dos 45 possíveis estimadores para avaliar a precisão das estimativas. Através da análise fatorial agruparam-se os 45 elementos e possíveis candidatos em 11 fatores ortogonais. Foi estimada uma regressão sobre estes 11 fatores de forma a determinar o modelo adequado para prever a precisão da estimativa. Desta estimação saiu o modelo *estimate score procedure*, que permitiu à equipa ou equipas de projetos fazer uma estimativa e de seguida prever a precisão desta. Entre os 11 fatores identificados na análise da regressão estimada, 5 eram estatisticamente significativos a 10%. Estes cinco fatores são os seguintes: design do

⁴ Metabolic and Inflammation Variable Clusters and Prediction Of Type 2 Diabetes, American Diabetes Association, 2004.

⁵ Predicting Accuracy Of Early Cost Estimates Using Factor Analysis and Multivariate Regression, S.Trost and G.Oberlender, 2003.

processo; experiência da equipa e custo da informação; tempo necessário para cálculo da estimativa; requisitos do site e clima do trabalho.

3. Análise da base de dados

Na presente secção caracterizar-se-á a base de dados utilizada no estudo. Adicionalmente serão apresentadas as metodologias utilizadas, bem como os consequentes resultados.

Como foi referido anteriormente, a base de dados foi construída manualmente pelo autor no âmbito de um estudo comportamental sobre o serviço clínico/hospitalar de cinco clínicas e nove hospitais com reconhecimento a nível nacional. É, portanto, uma base de dados única e inovadora e, naturalmente, este é o primeiro estudo que analisa estatisticamente e interpreta os resultados gerados. Foram considerados cerca de 3100 utentes. Nesta base de dados obtiveram-se respostas do tipo escala, de 1 a 10, para dezasseis perguntas. As perguntas referem-se a vários campos do serviço clínico/hospitalar, mais especificamente, à disponibilidade (três perguntas, P1 a P3 na Tabela 2); empatia (três perguntas, P4 a P6 na Tabela 4); de comunicação (quatro perguntas, de P7 a P10 na Tabela 6); compromisso (três perguntas, P11 a P13 na Tabela 8) e satisfação (três perguntas, P14, P16 e P18 na Tabela 10). Todos estes campos pretendem avaliar a relação do colaborador, da clínica ou hospital, com o paciente.

Referente ao primeiro campo, da disponibilidade, as questões referem-se à disponibilidade de informação, de tempo e disponibilidade dos colaboradores. Fazendo uma análise descritiva destas três primeiras variáveis, e com o auxílio da Tabela 2 (em anexo), é notório que as médias amostrais das variáveis são bastante semelhantes e todas muito próximas de 9, o que indica, em média, um elevado grau de satisfação, apesar de haver mínimos de 1 (insatisfação máxima). De notar que os desvios padrão destas três variáveis são bastante baixos, de 1,380 a 1,584, o que indica uma concentração de respostas em torno da média, 9. O raciocínio acima referido aplica-se igualmente aos demais conjuntos de variáveis, como é visível nas Tabelas 4,6,8 e 10.

Ainda referente ao primeiro conjunto de variáveis, da disponibilidade, com auxílio da Tabela 3, é notória a correlação positiva e elevada, perto de 1, entre as três variáveis. Espera-se que isto se deva ao facto de, intuitivamente, quanto maior a disponibilidade do colaborador na prestação da informação, maior será a resposta às necessidades, e conseqüentemente melhor será o atendimento.

Analisando todas as tabelas referentes às correlações, Tabelas 3,5,7,9 e 11, o coeficiente de correlação mais baixo em todas as variáveis é de 0,548, entre a satisfação dos colaboradores e a intenção de retorno. Tal facto demonstra a correlação positiva e significativa, com maior ou menor intensidade, entre todas as variáveis dos diferentes grupos.

4. Metodologia

Para obtenção de resultados no presente estudo utilizou-se a análise fatorial. Um problema existente nos conjuntos de grandes quantidades de dados multivariados é a existência de demasiadas variáveis, o que dificulta a análise estatística e a interpretação dos resultados, mesmo com as ferramentas mais simples como, por exemplo, técnicas gráficas. O número elevado de variáveis também pode causar problemas relativamente à fiabilidade dos resultados da aplicação de diversas metodologias estatísticas, para dados multivariados. Este tipo de problema é conhecido como “*curse of dimensionality*” (Bellman 1961)⁶. Para reduzir o elevado número de variáveis em estudo existem várias técnicas, sendo a análise fatorial um dos métodos mais popularmente usados, com este propósito. A ideia passa por representar esse número de variáveis por um conjunto menor, designados de fatores.

Existem mais algumas considerações a ser tomadas sobre a análise fatorial: esta é concebida para dados intervalados (*interval data*), podendo ser utilizada também para dados ordinais; as variáveis em estudo deverão estar linearmente relacionadas umas com as outras, implicando

⁶ Adaptive Control Processes, Richard E. Bellman, 1961

também correlação entre elas. Caso as variáveis não estejam correlacionadas, o número de fatores a considerar será o mesmo que o número original de variáveis, não fazendo sentido a análise fatorial.

4.1 – Apresentação do modelo estatístico da análise fatorial

O modelo pode ser escrito, algebricamente da seguinte forma: imagine-se um modelo com p variáveis X_1, X_2, \dots, X_p afetadas por m aspectos comuns e não observáveis. Então cada variável pode ser escrita como uma combinação linear de m fatores. Aqui a_{is} é o *factor loading* do fator s para a variável i e e_i a parte da variável X_i não explicada pelos fatores.

$$(1) X_i = a_{i1} * F_1 + a_{i2} * F_2 + \dots + a_{im} * F_m + e_i, \quad i = 1, \dots, p$$

Os passos chave para a análise fatorial são os seguintes:

- O cálculo inicial dos *factor loadings*;
- A rotação de fatores;
- Escolha do número de fatores;
- Cálculo dos *scores* dos fatores.

4.2 – Cálculo dos *factor loadings* sem rotação

O cálculo inicial dos *factor loadings* pode ser feito de variadas formas, sendo que no caso apresentado foi utilizado tanto o método das componentes principais como da máxima verossimilhança.

A análise de componentes principais é uma técnica multivariada em que o grande objetivo é reduzir a dimensão de um conjunto de dados multivariados, tentando representar o mais possível a variabilidade total, no conjunto dos dados originais. Este objetivo é conseguido através de uma transformação para um novo conjunto de variáveis, as componentes principais, que são combinações lineares das variáveis originais, sendo estas não correlacionadas e ordenadas de forma a representar a maior parte da variação das variáveis iniciais. No fundo, o resultado da

análise de componentes principais seria a criação de um reduzido número de variáveis, podendo ser substitutas das variáveis originalmente consideradas, sem grande perda de informação estatística.

Relativamente ao método da máxima verosimilhança, a grande diferença comparativamente às componentes principais é que a máxima verosimilhança supõe a normalidade dos dados, isto é, que os dados seguem uma distribuição normal multivariada, enquanto que as componentes principais não supõem qualquer tipo de distribuição para os dados observados.

$$\begin{aligned}
 (2)L(\underline{\mu}, \Sigma) &= (2\pi)^{-\frac{np}{2}} |\Sigma|^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}\left(\Sigma^{-1} \sum_{i=1}^n (\underline{x}_i - \bar{x})(\underline{x}_i - \bar{x})^T + n(\bar{x} - \underline{\mu})(\bar{x} - \underline{\mu})^T\right)\right\} \\
 &= (2\pi)^{-\frac{(n-1)p}{2}} |\Sigma|^{-\frac{(n-1)}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}\left(\Sigma^{-1} \sum_{i=1}^n (\underline{x}_i - \bar{x})(\underline{x}_i - \bar{x})^T\right)\right\} \\
 &\quad \times (2\pi)^{-\frac{p}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{n}{2} (\bar{x} - \underline{\mu})\Sigma^{-1}(\bar{x} - \underline{\mu})^T\right\}
 \end{aligned}$$

A função acima representa a função de verosimilhança sob a condição de normalidade. Esta depende de L e φ através de $\Sigma = (L * L)^T + \varphi$. Sobre este modelo é necessário impor-se a condição de unicidade deverá ser uma matriz diagonal:

$$(3) L^T * \varphi^{-1} L = \Delta$$

Na seção 5 serão discutidos e comparados os resultados obtidos com os dois métodos acima explicados.

4.3 – Rotação de fatores

Após o cálculo dos *factor loadings*, tipicamente é feita uma rotação dos fatores. Esta rotação é feita de forma a facilitar a interpretação dos fatores. No caso de existirem grupos de variáveis (*clusters*) então a rotação é feita na tentativa de tentar incluir o maior número de variáveis num fator particular, assegurando ao mesmo tempo que os *loadings* dessas variáveis relativamente aos

restantes fatores são os mais baixos possíveis. Resumidamente, a rotação tem como pressuposto, tentar assegurar que todas as variáveis têm *loadings* elevados apenas para um fator e *loadings* relativamente baixos para os restantes fatores. Existem dois métodos de rotação: ortogonal e oblíqua. A grande diferença, entre os dois métodos, reside no facto de na rotação ortogonal, os fatores “rodados” mantêm-se não correlacionados, enquanto que na rotação oblíqua os fatores tornam-se correlacionados. A rotação não altera a posição relativa das variáveis, isto é, a correlação entre variáveis não se altera, o que se altera são os *loadings*. Após uma rotação ortogonal da matriz de fatores as variâncias dos fatores alteram-se, mas os fatores em si mantêm-se não correlacionados e as comunalidades das variáveis são preservadas. Para o presente estudo, considerou-se a rotação ortogonal pela sua simplicidade de estrutura, comparada com a estrutura complexa da rotação oblíqua. E tendo em conta que dentro de cada um dos dois métodos existe um grande número de métodos, considerou-se o mais acessível, o método *Varimax*. O método *Varimax*: pretende que, para cada fator (ou componente principal), existam apenas alguns pesos significativos e todos os outros sejam próximos de zero, isto é, o objetivo é maximizar a variação entre os pesos de cada fator. Este método procura maximizar a variância dos quadrados dos *loadings* em cada fator, na matriz dos fatores (S). O método *Varimax* simplifica as colunas da matriz de *loadings*, facilitando a interpretação dos fatores. Associado a este método, está a normalização de *Kaiser*.

Resumidamente, este processo pretende que, para cada componente principal, existam apenas alguns pesos significativos e todos os outros sejam próximos de zero, através da maximização da variância entre os fatores para a rotação das matrizes fatoriais. É o método de rotação mais popular, especialmente usado em ciências sociais e psicometria.

Kaiser (1958)⁷ sugeriu a estandardização dos *loadings* dos fatores antes da rotação destes, e depois a reversão do processo de estandardização, após a rotação ter sido executada. Everitt e

⁷ The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis, Kaiser 1958

Hothorn (2011)⁸ referem que no método de rotação *varimax* é aconselhável o uso da normalização de Kaiser, pois produz fatores com elevada correlação para um pequeno número de variáveis e pouca ou mesmo nenhuma correlação para com as restantes variáveis.

Por conseguinte, nos modelos em que se aplicou rotação ortogonal *Varimax* aplicou-se normalização de *Kaiser*.

4.4 – Escolha do número de fatores e cálculo dos *factor scores*

No momento do cálculo dos *scores* finais dos fatores (os valores dos m fatores, F_1, F_2, \dots, F_m , para cada observação), é necessário decidir o número de fatores a incluir. Jolliffe (2002)⁹ alertou para o facto de um número muito pequeno de fatores, 1 ou 2, causar elevados *loadings*, e demasiados fatores originarem que estes próprios sejam fragmentados e de difícil interpretação.

Esta escolha dos fatores, segundo Jolliffe, é subjetiva pois está sujeita sempre à interpretação dos fatores em si. A escolha pode ser feita usando um dos seguintes métodos: escolher m quando um determinado número de fatores explica 70% a 80% da variabilidade total das variáveis originais; escolher m quando os valores próprios são iguais a 1, usando a matriz de correlações e o *scree plot* dos valores próprios. Jolliffe referiu que a escolha dos fatores através do *scree plot* não é o mais apropriado para análise fatorial visto os valores próprios (*eigen values*) representarem variâncias das componentes principais. Por este motivo, e tal como foi efetuado por Raykov (2008), no presente estudo considerou-se o primeiro caso, escolher m quando os fatores explicam 70% a 80% da variabilidade total das variáveis originais. Os *scores* finais dos fatores são calculados usando uma abordagem baseada em regressão

A grande limitação da análise fatorial é o facto de ser um processo muito subjetivo. A determinação do número de fatores, a sua interpretação e a seleção da rotação (se um conjunto

⁸ An introduction to Applied Multivariate Analysis with R, Everitt e Hothorn 2011

⁹ Principal component analysis, Second edition, Jolliffe ,2002

de fatores não agrada a quem analisa, a rotação pode prosseguir indefinidamente), envolvem um julgamento subjetivo.

A variância total de cada indicador pode ser dividida em duas componentes: a variância entre as perguntas (ou indicador) e o fator comum, dada pelo quadrado do *pattern loading*, (comunalidade do indicador com o fator comum); e a variância específica com o fator específico, dada pela variância da variável menos a comunalidade, variância específica. A correlação entre quaisquer dois indicadores ou variáveis é dada pelo produto dos *pattern loadings* respectivos. A comunalidade é uma medida do grau com que um indicador mede o fator latente, por exemplo, a comunalidade para a variável x_1 mede o poder explicativo dos m fatores sobre x_1 .

5 – Escolha do número de fatores e cálculo dos *factor scores*

5.1 – Comparação entre o método das componentes principais e o da máxima verossimilhança

De forma a escolher o método de estimação preferencial para a análise fatorial no nosso caso, decidiu-se analisar além das comunalidades, a matriz dos *factor loadings*.

Relativamente às comunalidades, comparando a tabela 17 com a tabela 21, o método das componentes principais após extração apresenta melhores comunalidades, na maior parte das variáveis, e como foi referido acima, a comunalidade é uma medida do grau com que um indicador mede o fator latente, por exemplo, a comunalidade para a variável x_5 mede o poder explicativo dos m fatores sobre x_5 . Ou seja, maiores comunalidades significam maiores graus de medição do fator. Veja-se por exemplo o valor da comunalidade para as variáveis P16 e P18 nos dois métodos, componentes principais e máxima verossimilhança respetivamente: 0,783 (P16) e 0,923 (P18); 0,654 (P16) e 0,494 (P18). É notório que as comunalidades das duas variáveis, P16 e P18, são mais próximas de 1 através das componentes principais, significando

uma maior medição do fator. Por conseguinte, tendo como ponto de análise as comunalidades, então o método das componentes principais é preferível às máximas verosimilhanças.

Tendo como foco as tabelas 18 e 23, com as matrizes dos *factor loadings* por ambos os métodos, facilmente se conclui que o modelo com componentes principais é o que parece apresentar resultados que fazem mais sentido e mais facilmente interpretáveis. Tal conclusão deve-se ao facto de, além das correlações de cada fator serem superiores pelo método das componentes principais relativamente à máxima verosimilhança, as correlações entre fatores diferentes são elevadas no modelo com máxima verosimilhança e é conveniente que a correlação seja o mais baixa possível.

Ora vejamos, para os 3 fatores os valores das correlações entre eles próprios no modelo com máxima verosimilhança (tabela 23) são, respetivamente, 0,636, para o primeiro fator, 0,266, para o segundo fator, e -0,095 para o terceiro fator. As correlações atrás mencionadas mostram que, por exemplo, não existe, praticamente, correlação entre o terceiro fator e ele próprio (raciocínio também aplicável ao segundo fator). Considere-se o valor da correlação entre o terceiro fator e o segundo fator, 0,792. Este valor mostra uma correlação elevada entre o segundo fator e o terceiro fator, e como foi referido anteriormente, não deverá haver correlação entre fatores diferentes.

Comparando os valores, do parágrafo acima, com os valores da tabela 18, é notória a diferença de valores. No modelo com componentes principais existe correlação nos próprios fatores, 0,759 (primeiro fator) 0,771 (segundo fator) e 0,893 (terceiro fator). Adicionalmente não existe nenhuma correlação elevada entre os diferentes fatores, indo em favor da condição do modelo estimado por via das componentes principais, existe pouca correlação entre os diferentes fatores. Pelas razões apresentadas acima, a análise fatorial no presente trabalho irá dar preferência ao método das componentes principais na interpretação dos resultados.

5.2 – Interpretações do resultado da análise fatorial

Aplicando a análise das componentes principais, explicada acima, as componentes dos fatores com e sem rotação e normalização, são (Tabela 18 e Tabela 22):

Tabela I – Factor Loadings com e sem rotação e normalização

Variável	Factor loadings sem rotação e sem normalização			Factor loadings com rotação Varimax e normalização de Kaiser		
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 1	Fator 2	Fator 3
P1	0,848	-0,123	-0,044	0,729	0,344	0,287
P2	0,851	-0,143	-0,099	0,756	0,356	0,236
P3	0,842	-0,008	-0,105	0,668	0,459	0,252
P4	0,872	-0,163	-0,056	0,774	0,335	0,28
P5	0,767	0,404	-0,255	0,392	0,792	0,172
P6	0,86	-0,122	-0,025	0,734	0,348	0,31
P7	0,876	-0,15	0,01	0,755	0,321	0,342
P8	0,896	-0,139	-0,057	0,778	0,366	0,293
P9	0,883	-0,162	-0,004	0,771	0,321	0,331
P10	0,877	-0,129	-0,044	0,755	0,359	0,299
P11	0,889	-0,068	0,059	0,703	0,372	0,407
P12	0,876	-0,129	-0,04	0,595	0,556	0,349
P13	0,897	0,094	-0,077	0,642	0,554	0,318
P14	0,779	0,444	-0,106	0,345	0,776	0,307
P16	0,826	0,13	0,29	0,483	0,403	0,623
P18	0,728	0,129	0,613	0,336	0,227	0,871

Fonte: SPSS

Como foi referido acima, o *factor loading* ou componente representa a percentagem que um fator explica uma variável.

Cada *factor loading* assume valores no intervalo [-1,1]. Do ponto de vista interpretativo, factor loadings com valores próximos de -1 e 1 indicam que o fator afeta fortemente a variável. Vejamos por exemplo a componente, com e sem rotação e normalização, do segundo fator sobre P_1 , 0,344% e -0,123%. Pode dizer-se que através da rotação ortogonal e normalização de Kaiser, o segundo fator explica ou afeta em 34,4% a variável P_1 . É então aconselhável que os *loadings* tenham valores próximos de um, optou-se pela rotação *Varimax* e normalização de Kaiser.

Por conseguinte, no caso da análise fatorial com rotação ortogonal *Varimax* e normalização de Kaiser, cada variável (pergunta) terá a seguinte representação:

$$(4) P_1 = 0,729 * F_1 + 0,344 * F_2 + 0,287 * F_3 + e_1$$

$$(5) P_2 = 0,756 * F_1 + 0,356 * F_2 + 0,236 * F_3 + e_2$$

$$(6) P_3 = 0,668 * F_1 + 0,459 * F_2 + 0,252 * F_3 + e_3$$

$$(7) P_4 = 0,774 * F_1 + 0,335 * F_2 + 0,280 * F_3 + e_4$$

$$(8) P_5 = 0,392 * F_1 + 0,792 * F_2 + 0,172 * F_3 + e_5$$

$$(9) P_6 = 0,734 * F_1 + 0,348 * F_2 + 0,310 * F_3 + e_6$$

$$(10) P_7 = 0,755 * F_1 + 0,321 * F_2 + 0,342 * F_3 + e_7$$

$$(11) P_8 = 0,778 * F_1 + 0,366 * F_2 + 0,293 * F_3 + e_8$$

$$(12) P_9 = 0,771 * F_1 + 0,321 * F_2 + 0,331 * F_3 + e_9$$

$$(13) P_{10} = 0,755 * F_1 + 0,359 * F_2 + 0,299 * F_3 + e_{10}$$

$$(14) P_{11} = 0,703 * F_1 + 0,372 * F_2 + 0,407 * F_3 + e_{11}$$

$$(15) P_{12} = 0,595 * F_1 + 0,556 * F_2 + 0,349 * F_3 + e_{12}$$

$$(16) P_{13} = 0,642 * F_1 + 0,554 * F_2 + 0,318 * F_3 + e_{13}$$

$$(17) P_{14} = 0,345 * F_1 + 0,776 * F_2 + 0,307 * F_3 + e_{14}$$

$$(18) P_{16} = 0,483 * F_1 + 0,403 * F_2 + 0,623 * F_3 + e_{15}$$

$$(19) P_{18} = 0,336 * F_1 + 0,227 * F_2 + 0,871 * F_3 + e_{16}$$

Como foi anteriormente referido sobre a escolha do número de fatores, considerou-se o caso em que os fatores explicam 70% a 80%, da variabilidade total das variáveis originais. De notar que para os casos das variáveis P3, P12, P13 e P16, excepcionalmente considerou-se a componente (sempre superior a 50%) mais elevada, entre os três fatores.

Constata-se, acima, que o primeiro fator é significativamente representado por doze das variáveis originais: disponibilidade dos colaboradores na informação, disponibilidade dos colaboradores no atendimento, informações prestadas de forma delicada e com consideração,

tratamento com respeito e dignidade pelos colaboradores, perguntas esclarecidas de forma clara, atenção para com o cliente, transmissão de informação adequada, adaptação da forma e linguagem na comunicação com o paciente, compromisso para com as necessidades do paciente, colaborador fez a diferença no bem estar do paciente, envolvimento do colaborador com o seu papel. Analisando tais resultados, pode-se concluir que este primeiro fator refere-se ao relacionamento profissional paciente/colaborador, pois neste primeiro fator estão englobadas variáveis relacionadas com a disponibilidade, empatia, forma de comunicar, ou seja, variáveis relacionadas com o modo como os colaboradores se procuraram relacionar com os pacientes.

O segundo fator é explicado fundamentalmente por duas variáveis: criação de relação de proximidade com os colaboradores e demonstração de satisfação dos colaboradores nos postos de trabalho. Analisando o resultado acima, conclui-se que o segundo fator retrata a satisfação do colaborador, pois neste fator temos variáveis mais relacionadas com a percepção transmitida aos pacientes sobre o compromisso/satisfação demonstrados pelo colaborador em relação à empresa/local de trabalho

Por fim o terceiro fator é explicado pelas restantes variáveis: satisfação global do paciente e possibilidade de retorno. Este último fator acaba por remeter à satisfação global do paciente, sendo as variáveis deste terceiro fator variáveis mais “resultadistas” que aparentam estar mais relacionadas com a avaliação da consulta por parte do paciente, se ficaram satisfeitos com as recomendações que foram dadas e com a expectativa de que o tratamento médico recomendado vai tratar o seu problema de saúde.

É importante referir que na escolha do número de fatores a considerar, fez-se um *trade-off* entre um maior número de fatores e menor variância explicada, isto porque quanto maior o número de fatores conseqüentemente maior a variância explicada, sendo que um maior número de fatores retira robustez à análise fatorial. Como é passível de ser visualizado na tabela 15, o modelo de

análise fatorial com componentes principais, rotação *varimax* e normalização de Kaiser, com 3 fatores a explicar cerca de 80% (79,389%) da variância total.

Após a escolha do número de fatores, é necessário analisar as comunalidades. Recorde-se que a comunalidade é uma medida do grau com que um indicador mede o(s) fator(es) latente(s). Através da tabela 16, é possível verificar que na generalidade os três fatores explicam sempre acima dos 71% de cada variável. A menor percentagem, 71,9%, corresponde à terceira variável, disponibilidade dos colaboradores para um melhor atendimento. Relativamente à percentagem máxima de explicação por parte dos fatores é sobre a última variável, intenção de retorno dos clientes ao hospital/clínica em questão, 92,3%

A tabela 12 mostra a correlação entre todas as variáveis respeitantes ao primeiro fator, disponibilidade, compromisso, empatia e satisfação dos colaboradores. O coeficiente mínimo é de 0,684, que corresponde à correlação entre a terceira variável (disponibilidade dos colaboradores para melhor atendimento) e a sétima variável (esclarecimento das perguntas de forma clara). Esta relação positiva justifica-se devido a uma maior disponibilidade dos colaboradores no atendimento originar melhores esclarecimentos, mais claros e concretos, e vice-versa. Este valor, juntamente com a tabela 13, mostra que existe então correlação positiva e elevada entre todas as variáveis do primeiro fator.

A tabela 14 mostra a correlação entre as duas variáveis respeitantes ao segundo fator, proximidade e satisfação entre colaboradores. O coeficiente de correlação entre as duas variáveis, relação de proximidade entre colaboradores e satisfação dos próprios, é de 0,663, o que significa uma relação positiva e elevada entre as duas variáveis. Esta relação positiva justifica-se pelo facto de uma relação de proximidade entre colaboradores origina satisfação nos colaboradores e vice-versa.

Por fim, a tabela 15 mostra a correlação entre as duas variáveis respeitantes ao terceiro e último fator, satisfação e intenção retorno do cliente. O coeficiente de correlação entre as duas variáveis,

satisfação do cliente e intenção retorno deste, é de 0,69, o que significa uma relação elevada e positiva entre as duas variáveis. Esta relação justifica-se derivado do facto de quanto maior o grau/nível de satisfação do cliente pelos serviços maior será a intenção de retorno dele ao mesmo hospital/clínica.

5.3 – Diagnóstico ao modelo fatorial

Usualmente procura-se garantir a adequabilidade do modelo, neste caso com três fatores, por via da realização do teste estatístico de esfericidade de *Barlett* e da análise da medida *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO), sendo esta medida dedicada à adequabilidade da amostra. O teste de esfericidade de *Barlett* testa a hipótese nula de que as variáveis não são correlacionadas na população. A hipótese nula mais básica do referido teste diz que a matriz de correlação da população é uma matriz identidade, sendo que nesta situação o modelo fatorial não é apropriado. A estatística deste teste é dada por:

$$(20) X^2 = - \left[(n - 1) - \frac{(2p+5)}{6} \right] + \ln(R)$$

Onde n representa o tamanho da amostra, p o número de variáveis e (R) o determinante da matriz de correlações. Esta estatística tem uma distribuição qui-quadrado. A medida *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) é representada por um índice que avalia a adequabilidade da análise fatorial às variáveis em questão, sendo calculado por:

$$(21) KMO = \frac{\sum \sum_{j \neq k} r_{jk}^2}{\sum \sum_{j \neq k} r_{jk}^2 + \sum \sum_{j \neq k} q_{jk}^2}$$

Onde r_{jk}^2 é o quadrado dos elementos da matriz de correlação original fora da diagonal e q_{jk}^2 é o quadrado das correlações parciais entre as variáveis. Os valores do índice KMO a partir do qual o modelo é adequado à análise fatorial, variam de autor para autor. Para Hair, Anderson & Tatham (1987)¹⁰, os valores deverão ser superiores a 0,5. Por conseguinte, segundos estes abaixo

10- Multivariate Data Analysis, 1987

de 0,5 indica que a análise fatorial não é apropriada. Os autores Kaiser & Cerny (1977)¹¹, indicam que, para a adequação de ajuste de um modelo de análise fatorial o valor de KMO deve ser maior que 0,8. Os resultados obtidos para as duas medidas, tabela 15 (teste de esfericidade de Barlett e medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequabilidade da amostra), indicam que a análise fatorial é adequada. Por um lado, rejeita-se a hipótese de que a matriz de correlações é uma matriz identidade, isto é, não existe correlações entre as variáveis em análise.

A medida KMO obteve um valor de 0,978, preenchendo os requisitos de ambas visões (acima de 0,5 e acima de 0,8). O teste de esfericidade de *Barlett* dá um valor de $X^2 = 53616,462$ com 120 graus de liberdade, pela análise do valor-p (Sig=0,000), inferior a 0,10,0,05 e 0,01, conclui-se que se deve rejeitar a hipótese nula de não correlação entre as variáveis iniciais. Através dos resultados estatísticos de ambos os testes concluímos que o modelo com três fatores aparenta ser adequado para a análise fatorial e que as variáveis, as 16 perguntas, estão correlacionadas entre elas, positiva ou negativamente.

5.4 – Regressão linear com os fatores

Dada a riqueza da base de dados, estimaram-se modelos de regressão linear, em que os três fatores (Fator 1, Fator 2 e Fator 3) são as variáveis dependentes, sendo incluídas como variáveis explicativas algumas informações sobre os utentes questionados, nomeadamente: número de pessoas no agregado familiar (C1); nível de instrução (FORMSEC e FORMSUP) e ocupação profissional (TRAB_C_PROPIA e TRAB_C_OUTREM), do paciente.

Relativamente ao número de pessoas no agregado familiar, é esperado que quanto maior o agregado familiar que pior seja a relação colaborador/paciente. São esperados tais resultados pois quanto maior o número de elementos do agregado familiar menor será o contacto direto entre

11- "A Study of a Measure of Sampling Adequacy for Factor-Analytic Correlation Matrices," *Multivariate Behavioral Research*, 12, 43 -47.

paciente (indivíduo) e o colaborador, causando pior relação colaborador/paciente bem como menor satisfação do colaborador e do paciente.

Para estudar o nível de instrução foram criadas duas variáveis *dummies*: FORMSEC, que assume o valor 1 quando o paciente tem completou o 10ºano ou ensino secundário completo, e FORMSUP, que assume o valor 1 quando o paciente tem formação superior e 0 quando não a tem. Como grupo base de ambas as variáveis *dummies* (FORMSEC e FORMSUP) consideraram-se os pacientes que tenham apenas até ao ensino básico concluído. Nesse caso FORMSEC e FORMSUP assumem ambas o valor 0. É de esperar que pacientes com maior nível de formação criem uma melhor relação colaborador/paciente, tanto ao nível da satisfação do colaborador como, em termos gerais, do paciente. São esperados tais resultados pois maior nível de formação pode originar maior educação e melhor capacidade de aprendizagem e transmissão de ideias, por exemplo.

Já para estudar a ocupação profissional do paciente foram criadas duas variáveis *dummies*: TRAB_C_PROPIA e TRAB_C_OUTREM. A primeira (TRAB_C_PROPIA) assume o valor 1 quando o paciente é trabalhador por conta própria. Por sua vez a segunda variável *dummy* (TRAB_C_OUTREM) assume o valor 1 quando o paciente é trabalhador por conta de outrem. Como grupo base para ambas as variáveis *dummies* (TRAB_C_PROPIA e TRAB_C_OUTREM), consideraram-se os pacientes que não tenham qualquer tipo de ocupação profissional. É de esperar que tanto pacientes trabalhadores por conta de outrem como por conta própria originem uma pior relação colaborador/paciente, e menor satisfação do colaborador, bem como, do paciente. São esperados estes resultados pois pacientes com trabalho são pessoas, em geral, mais apressadas e limitadas temporalmente, o que pode originar uma pior relação colaborador/paciente, uma relação mais fria, bem como pior satisfação tanto do colaborador como do paciente.

Nas tabelas 25, 26 e 27 são apresentados os resultados da regressão linear, estimada por OLS, em que o Fator 1, o Fator 2 e o Fator 3, são as variáveis dependentes e as variáveis explicativas as acima mencionadas. Comparando os sinais dos coeficientes estimados com os sinais esperados, as diferenças são notórias nas três regressões: pacientes com ensino secundário (FORMSEC), tanto no Fator 1 como também no Fator 2; pacientes trabalhadores por conta própria (TRAB_C_PROPIA) no Fator 1 e pacientes com formação superior (FORMSUP) no Fator 3 e pacientes trabalhadores por conta de outrem (TRAB_C_OUTREM) no Fator 1. Uma possível explicação para estas diferenças pode passar pelo facto de o questionário ser realizado, pós ida ao hospital, via chamada telefónica. À partida este tipo de ferramenta é menos fiável, uma vez que os inquiridos podem não ser tão precisos nas suas respostas como seriam caso o inquérito fosse feito presencialmente.

Mantendo-se a ocupação profissional e o nível de instrução constante, estima-se que, em média: o aumento de uma pessoa num agregado familiar diminua em 0,008 unidades a relação paciente/colaborador (Fator 1), em 0,008 unidades a satisfação do colaborador (Fator 2) e, finalmente, em 0,025 a satisfação do paciente.

Relativamente aos pacientes com ensino secundário, mantendo-se o número de pessoas de um agregado familiar e a ocupação profissional constantes, estima-se que, em média: pacientes com ensino secundário terão, em -0,002 unidades, uma pior relação colaborador/paciente, em -0,074 unidades menor será a satisfação do colaborador, e maior será em 0,148 unidades a satisfação do paciente, comparativamente a pacientes com, no máximo, ensino básico. Já para o caso onde os pacientes têm formação superior, a relação colaborador/paciente será melhor em 0,019 unidades, a satisfação do colaborador será maior em 0,442 unidades e a satisfação do paciente será inferior em 0,142 unidades, comparativamente a pacientes com formação até ao ensino básico.

Mantendo-se o número de pessoas no agregado familiar e o nível de instrução constante, estima-se que, em média: pacientes trabalhadores por conta própria tenham melhor relação

paciente/colaborador em 0,147 unidades, menor satisfação do colaborador em unidades 0,049, e finalmente, menor satisfação do paciente em 0,314 unidades, comparativamente a pacientes desempregados, sem ocupação profissional. Para o caso em que os pacientes sejam trabalhadores por conta de outrem, a relação paciente/colaborador será superior em 0,184, a satisfação do colaborador será inferior em 0,014 unidades, e a satisfação do paciente será inferior em 0,087 unidades, comparativamente a pacientes desempregados.

Sendo o coeficiente de determinação, R^2 , uma medida de ajustamento de um modelo em relação aos valores observados, calculou-se tal coeficiente para os três modelos. Adicionalmente também foi calculado o R^2 ajustado, que não é mais do que uma medida alternativa do coeficiente de determinação, R^2 , que penaliza a inclusão de repressores pouco relevantes no modelo.

$$(22) R^2 = 1 - \frac{\text{Sum of Squared of Residuals}}{\text{Sum of Squared Total}}$$

$$(23) R_{ajustado}^2 = 1 - \frac{n - 1}{n - (k + 1)} * (1 - R^2)$$

O valor do R^2 nos três modelos é: 0,003 no modelo sobre o Fator 1; 0,039 no modelo sobre o Fator 2 e 0,010 no modelo sobre o Fator 3. Tais valores estão muito próximos de 0, o que indica modelos lineares pouco adequados, pois grande parte da variação da variável dependente (Fator 1, Fator 2 e Fator 3) não é explicada pelas variáveis explicativas. A análise é semelhante para o caso dos valores dos R^2 ajustados, visto serem valores também muito próximos de 0, 0,001 no modelo sobre Fator 1, 0,038 no modelo sobre o Fator 2 e 0,008 no modelo sobre o Fator 3.

Com o objetivo de averiguar se as variáveis explicativas para os três modelos são significativas individualmente, é necessário efetuar um teste de significância individual a cada uma destas. Neste teste, a hipótese nula considera que a variável explicativa não é estatisticamente significativa, isto é, não contribui significativamente para o modelo, enquanto que a hipótese alternativa refere que esta mesma variável explicativa é estatisticamente significativa, ou seja,

contribuiu significativamente para o modelo. Analisando os valores das estatísticas t , que avalia a significância estatística de cada variável, e os respectivos p – values (Sig.) das variáveis explicativas nos três modelos, conclui-se que:

- A variável referente ao número de pessoas no agregado familiar (C1), esta variável é estatisticamente significativa nos dois primeiros quando α (nível de significância) é 10%, enquanto que para o terceiro modelo, referente ao Fator 3, C1 é estatisticamente significativa com nível de significância de 1%, 5% e 10%.
- A variável referente aos pacientes com ensino secundário (FORMSEC) apenas é estatisticamente significativa no terceiro modelo, referente ao Fator 3, e apenas com nível de significância 5 % ou 10%.
- A variável referente aos pacientes com formação superior (FORMSUP) apenas é estatisticamente significativa no segundo e terceiro modelo, referente ao Fator 2 e 3. No segundo modelo apenas é estatisticamente significativa com nível de significância 5% e 10%, enquanto que no terceiro modelo, a variável é significativa com nível de significância de 1%, 5% e 10%
- A variável referente aos pacientes trabalhadores por conta própria (TRAB_C_PROPIA) não é estatisticamente significativa em qualquer dos três modelos, com nível de significância de 1%, 5% e 10%.
- A variável referente aos pacientes trabalhadores por conta de outrem (TRAB_C_OUTREM) é estatisticamente significativa no segundo modelo quando α (nível de significância) é 10%, enquanto que para o primeiro e terceiro modelo, TRAB_C_OUTREM é estatisticamente significativa com nível de significância de 5% e 10%.

Para avaliar se os três modelos são globalmente estatisticamente significativos, é necessário efetuar um teste de significância global. Neste teste, a hipótese nula considera que nenhuma das

variáveis explicativa contribui significativamente para o modelo, isto é, o modelo não é significativo globalmente, enquanto que a hipótese alternativa refere que existe pelo menos uma variável que contribui significativamente para o modelo.

Analisando o valor da estatística F e respetivo $p - value$ dos três modelos estimados, é notório que apenas no modelo sobre o Fator 1 é que não se rejeita a hipótese nula, quer α (nível de significância) seja 1%, 5% ou 10%, isto é, a regressão efetuada sobre o Fator 1 não é globalmente estatisticamente significativa, visto $F = 1,776$ e $p - value = 0,114$. Relativamente aos restantes modelos, ambos são globalmente estatisticamente significativos, quer α (nível de significância) seja 1%, 5% ou 10%, visto o $p - value$ (Sig.) ser 0,000 para ambos.

Através dos testes acima realizados aos três modelos estimados, pode retirar-se as seguintes conclusões:

- Relativamente ao primeiro modelo (tabela 25), apenas as variáveis referentes ao número de pessoas no agregado familiar (C1), e trabalhadores por conta de outrem (TRAB_C_OUTREM) são estatisticamente significativos. Sendo que, o aumento do número de pessoas no agregado, mantendo as restantes variáveis constantes, piora a relação colaborador/paciente, ao passo que os pacientes trabalhadores por conta de outrem têm uma melhor relação colaborador/paciente, relativamente aos pacientes sem ocupação profissional. O modelo não é globalmente estatisticamente significativo, isto é, nenhuma das variáveis explicativa contribui significativamente para o modelo, além de que é pouco adequado, visto tanto os R^2 como os R^2 ajustados serem próximos de 0
- Relativamente ao segundo modelo (tabela 26), apenas as variáveis referentes aos pacientes com ensino secundário (FORMSEC), e trabalhadores por conta própria (TRAB_C_PROPRIA) não são estatisticamente significativos. Sendo que, o aumento do número de pessoas no agregado, mantendo as restantes variáveis constantes, origina menor satisfação no colaborador, ao passo que os pacientes trabalhadores por conta de

outrem originam também menor satisfação no colaborador, mas relativamente aos pacientes sem ocupação profissional. É de referir que pacientes com formação superior originam maior satisfação no colaborador, comparativamente a pessoas com, no máximo, ensino básico. Este segundo modelo é globalmente estatisticamente significativo, isto é, alguma das variáveis explicativas contribui significativamente para o modelo. Mas apesar disso, o modelo é pouco adequado, visto tanto os R^2 como os R^2 ajustados serem próximos de 0.

- Relativamente ao terceiro modelo (tabela 27), apenas a variável referente aos trabalhadores por conta própria (TRAB_C_PROPRIA) não é estatisticamente significativa. Sendo que, o aumento do número de pessoas no agregado, mantendo as restantes variáveis constantes, origina menor satisfação no paciente, ao passo que os pacientes trabalhadores por conta de outrem originam também menor satisfação no paciente, mas comparativamente a pacientes sem ocupação profissional. É também de referir que pacientes com formação superior originam maior satisfação no paciente, comparativamente a pessoas com, no máximo, ensino básico, sendo precisamente o contrário no caso em que se compara pacientes com ensino secundário com pacientes com, no máximo, ensino básico. Este terceiro modelo é globalmente estatisticamente significativo, isto é, alguma das variáveis explicativas contribui significativamente para o modelo. Mas apesar disso, o modelo é pouco adequado, visto tanto os R^2 como os R^2 ajustados serem próximos de 0.

Analisando os três modelos é notório que nenhum deles pode ser considerado bom ou mesmo ótimo, pois as variáveis explicativas de cada um explica pouca % da variável dependente (cada fator). Isto deve-se ao facto de o número de variáveis explicativas ser baixo, pois, com um maior número de variáveis, imagine-se o n.º de filhos ou a remuneração mensal do paciente, o grau de explicação do modelo seria maior, tornando tanto o modelo no geral como as variáveis

explicativas individualmente, estatisticamente significativas. O ponto forte é sem dúvida os efeitos que foram obtidos, pois apesar de os modelos terem pouca explicação, alguns efeitos são estatisticamente significativos, o que implica que pelo menos o sinal destes é o correto e adequado à realidade.

6 – Conclusão

Através dos vários testes de diagnóstico verificou-se que um modelo adequado para a análise fatorial é um modelo com método de extração das componentes principais, com rotação ortogonal *varimax* e normalização de *Kaiser*.

A análise fatorial, embora um método em parte subjetivo, permitiu detetar três fatores: relação paciente e colaborador (Fator 1); satisfação colaborador (Fator 2) e satisfação geral do paciente (Fator 3).

Os modelos estimados, com os três fatores como variáveis dependentes, permitiram verificar que: o aumento do número de pessoas no agregado familiar; piora a relação colaborador/paciente, origina menor satisfação tanto no colaborador como no paciente; os pacientes trabalhadores por conta de outrem têm uma melhor relação colaborador/paciente, originam uma menor satisfação tanto no colaborador como no paciente, comparativamente aos pacientes sem ocupação profissional; pacientes com formação superior originam maior satisfação, tanto no colaborador como no paciente, comparativamente a pacientes com, no máximo, ensino básico; pacientes com ensino secundário originam maior satisfação no paciente, comparativamente a pacientes com, no máximo, ensino básico.

Apesar de tais conclusões, apenas o segundo e terceiro modelo são globalmente estatisticamente significativos, ao passo que os três modelos serem pouco adequados para os fatores em causa, pois tanto os R^2 como os R^2 ajustados serem próximos de 0. Sugere-se para trabalhos futuros a inclusão de mais variáveis explicativas, como por exemplo, o número de filhos e a remuneração mensal do paciente.

Referências Bibliográficas

- Kaiser, H. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika* 23, 187-200.
- Arnetz, J. Arnetz, B. (1996). The Development and Application of a Patient Satisfaction Measurement System for Hospital-wide Quality Improvement, *International Journal for Quality Health Care* 8, 555-566.
- Spearman, C. (1904). General Intelligence, objectively determined and measured, *American Journal of Psychology* 15, 201-293.
- Hassan, S. Ismail, N. Yonsharlinawati, W. Jaafar, W. Ghazali, K. Budin, K. Gabda, D. Samad, A. (2012). Using factor analysis on survey study of factors affecting students' learning styles, *International Journal of applied mathematics and informatics* 6, 33-40.
- Hanley, A. Festa, A. D'Agostino, R. Wagenknecht, L. Savage, P. Tracy. R. Saad, M. Haffner, Steven. (2004). Metabolic and inflammation variable clusters and prediction of type 2 diabetes, *American Diabetes Association* 53, 1773-1781.
- Bellman, R. (1961). *Adaptive control processes*, 1ª Ed. London: Princeton University Press.
- Jolliffe, I. (2002). *Principal Component Analysis*, 2ª Ed. Aberdeen: Springer.
- Raykov, T. Marcoulides, G. (2008). *An Introduction to Applied Multivariate Analysis*, 1ª Ed. New York: Routledge.
- Hair, J. Anderson, R. Tatham, R. (1987) *Multivariate Data Analysis*, 1ª Ed. New York: MacMillan.
- Cerny, B. Kaiser, F. (1977). A Study of a measure of sampling adequacy for factor-analytic correlation matrices, *Multivariate Behavioral Research* 12, 43-47.
- Trost, S. Oberlender, G. (2003). Predicting accuracy of early cost estimates using factor analysis and multivariate regression, *Journal of Construction Engineering and Management* 129, 198-204.
- Everitt, B. Hothorn, T. (2011). *An introduction to applied multivariate analysis with R*, 1ª Ed. New York: Springer.
- Anderson, T. (2003). *An introduction to multivariate statistical analysis*, 3ª Ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Jones, A. (2005). *Applied Econometrics for health economists: a practical guide*, 2ª Ed. London: Office of Health Economics.
- Sharma, S. (1996). *Applied Multivariate Techniques*, 1ª Ed. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Johnson, R. Wichern, D. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 6ª Ed. New York: Pearson Prentice Hall.

Institute for Digital Research and Education, *Annotated SPSS Output*. Disponível em: <http://www.ats.ucla.edu/stat/spss/output/factor1.htm> [Acesso em 2016/9/10]

Rodrigues, P. (2015). *Does social security reduce private saving? A time-series analysis to the portuguese case*. Universidade de Lisboa, Instituto Superior de Economia e Gestão.

Li, J. (2011). *Multivariate statistical analysis with experimental data*. University of Stavanger, Faculty of Science and Technology.

Hogenboom, J. (2010). *Principal component analysis and side-channel attacks*. Radbound Universiteit Nijmegen.

Yang, L. (2015). *An application of principal component analysis to stock portfolio management*. University of Canterbury.

Anexos

Tabela II – Estatísticas descritivas das variáveis referentes à disponibilidade
Estatísticas descritivas

	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
P1. DISPONIBILIDADE DOS COLABORADORES NA INFORMAÇÃO TRANSMITIDA	3100	1	10	8,96	1,380
P2. DISPONIBILIDADE DE TEMPO - RESPOSTA A NECESSIDADES.	3100	1	10	8,92	1,445
P3. COLABORADORES DISPONÍVEIS PARA GARANTIR O MELHOR ATENDIMENTO	3100	1	10	8,77	1,584
N válido (de lista)	3100				

Fonte: SPSS

Tabela III – Correlações referentes à disponibilidade

		Correlações		
		P1. DISPONIBILIDADE E DOS COLABORADORE S NA INFORMAÇÃO TRANSMITIDA	P2. DISPONIBILIDADE E DE TEMPO - RESPOSTA A NECESSIDADES.	P3. COLABORADORE S DISPONÍVEIS PARA GARANTIR O MELHOR ATENDIMENTO
P1. DISPONIBILIDADE DOS COLABORADORES NA INFORMAÇÃO TRANSMITIDA	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	1 3100	,810** 3100	,742** 3100
P2. DISPONIBILIDADE DE TEMPO - RESPOSTA A NECESSIDADES.	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,810** 3100	1 3100	,789** 3100
P3. COLABORADORES DISPONÍVEIS PARA GARANTIR O MELHOR ATENDIMENTO	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,742** 3100	,789** 3100	1 3100

** . A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: SPSS

Tabela IV– Estatísticas descritivas das variáveis referentes à empatia

Estatísticas descritivas					
	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
P4. INFORMAÇÕES PRESTADAS DE FORMA DELICADA E COM CONSIDERAÇÃO	3100	1	10	9,06	1,428
P5. CRIAÇÃO DE UMA RELAÇÃO DE PROXIMIDADE COM OS COLABORADORES	3100	1	10	8,34	1,897
P6. TRATAMENTO COM RESPEITO E COM DIGNIDADE PELOS COLABORADORES	3100	1	10	9,29	1,266
N válido (de lista)	3100				

Fonte: SPSS

Tabela V – Correlações referentes à empatia

		Correlações		
		P4. INFORMAÇÕES PRESTADAS DE FORMA DELICADA E COM CONSIDERAÇÃO	P5. CRIAÇÃO DE UMA RELAÇÃO DE PROXIMIDADE E COM OS COLABORADORES	P6. TRATAMENTO COM RESPEITO E COM DIGNIDADE PELOS COLABORADORES
P4. INFORMAÇÕES PRESTADAS DE FORMA DELICADA E COM CONSIDERAÇÃO	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	1 3100	,626** 3100	,775** 3100
P5. CRIAÇÃO DE UMA RELAÇÃO DE PROXIMIDADE COM OS COLABORADORES	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,626** 3100	1 3100	,617** 3100
P6. TRATAMENTO COM RESPEITO E COM DIGNIDADE PELOS COLABORADORES	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,775** 3100	,617** 3100	1 3100

**. A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: SPSS

Tabela VI – Estatísticas descritivas das variáveis referentes à comunicação

Estatísticas descritivas					
	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
P7. PERGUNTAS ESCLARECIDAS DE FORMA CLARA	3100	1	10	9,07	1,446
P8. OUVIDO COM ATENÇÃO	3100	1	10	9,12	1,377
P9. INFORMAÇÃO ADEQUADA POR PARTE DOS COLABORADORES	3100	1	10	8,92	1,541
P10. ADAPTARAM A FORMA E LINGUAGEM À SITUAÇÃO NO MOMENTO COMUNICARAM	3100	1	10	9,05	1,392
N válido (de lista)	3100				

Fonte: SPSS

Tabela VII – Correlações referentes à comunicação

Correlações					
		P7. PERGUNTAS ESCLARECIDAS DE FORMA CLARA	P8. OUVIDO COM ATENÇÃO	P9. INFORMAÇÃO ADEQUADA POR PARTE DOS COLABORADORES	P10. ADAPTARAM A FORMA E LINGUAGEM À SITUAÇÃO NO MOMENTO COMUNICARAM
P7. PERGUNTAS ESCLARECIDAS DE FORMA CLARA	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	1 3100	,837** 3100	,808** 3100	,779** 3100
P8. OUVIDO COM ATENÇÃO	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,837** 3100	1 3100	,809** 3100	,798** 3100
P9. INFORMAÇÃO ADEQUADA POR PARTE DOS COLABORADORES	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,808** 3100	,809** 3100	1 3100	,797** 3100
P10. ADAPTARAM A FORMA E LINGUAGEM À SITUAÇÃO NO MOMENTO COMUNICARAM	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,779** 3100	,798** 3100	,797** 3100	1 3100

**. A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: SPSS

Tabela VIII – Estatísticas descritivas das variáveis referentes ao compromisso**Estatísticas descritivas**

	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
P11. EM CADA FASE DE CONTACTO, RECEBEU AQUILO QUE PRECISAVA	3100	1	10	8,91	1,606
P12. OS COLABORADORES FIZERAM A DIFERENÇA NO BEM-ESTAR	3100	1	10	8,84	1,620
P13. ENVOLVIMENTO DOS COLABORADORES COM O PAPEL QUE TÊM	3100	1	10	8,89	1,523
N válido (de lista)	3100				

Fonte: SPSS

Tabela IX – Correlações referentes ao compromisso**Correlações**

		P11. EM CADA FASE DE CONTACTO, RECEBEU AQUILO QUE PRECISAVA	P12. OS COLABORADORES FIZERAM A DIFERENÇA NO BEM-ESTAR	P13. ENVOLVIMENTO DOS COLABORADORES COM O PAPEL QUE TÊM
P11. EM CADA FASE DE CONTACTO, RECEBEU AQUILO QUE PRECISAVA	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	1 3100	,804** 3100	,787** 3100
P12. OS COLABORADORES FIZERAM A DIFERENÇA NO BEM-ESTAR	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,804** 3100	1 3100	,817** 3100
P13. ENVOLVIMENTO DOS COLABORADORES COM O PAPEL QUE TÊM	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,787** 3100	,817** 3100	1 3100

**. A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: SPSS

Tabela X– Estatísticas descritivas das variáveis referentes à satisfação**Estatísticas descritivas**

	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
P14. DEMONSTRAÇÃO SATISFAÇÃO DOS COLABORADORES NA JMS	3100	1	10	8,66	1,626
P16. CLASSIFICAÇÃO GLOBAL DO GRAU DE SATISFAÇÃO COM A JMS	3100	1	10	8,81	1,508
P18. RETORNAVA A ESTE HOSPITAL/CLÍNICA/INSTITUTO	3100	1	10	9,35	1,274
N válido (de lista)	3100				

Fonte: SPSS

Tabela XI – Correlações referentes à satisfação**Correlações**

		P14. DEMONSTRAÇÃO SATISFAÇÃO DOS COLABORADORES NA JMS	P16. CLASSIFICAÇÃO GLOBAL DO GRAU DE SATISFAÇÃO COM A JMS	P18. RETORNAVA A ESTE HOSPITAL/CLÍNICA/INSTITUTO
P14. DEMONSTRAÇÃO SATISFAÇÃO DOS COLABORADORES NA JMS	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	1 3100	,640** 3100	,548** 3100
P16. CLASSIFICAÇÃO GLOBAL DO GRAU DE SATISFAÇÃO COM A JMS	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,640** 3100	1 3100	,690** 3100
P18. RETORNAVA A ESTE HOSPITAL/CLÍNICA/INSTITUTO	Correlação de Pearson Sig. (2 extremidades) N	,548** 3100	,690** 3100	1 3100

** . A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: SPSS

Tabela XII – Correlações entre as variáveis do primeiro fator

		Correlações											
		P1.	P2.	P3.	P4.	P6.	P7.	P8.	P9.	P10.	P11.	P12.	P13.
P1.	Correlação de Pearson	1	,810**	,742**	,757**	,693**	,709**	,712**	,724**	,713**	,721**	,685**	,721**
	Sig. (2 extremidades)		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P2.	Correlação de Pearson	,810**	1	,789**	,747**	,694**	,707**	,738**	,724**	,715**	,716**	,687**	,732**
	Sig. (2 extremidades)	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P3.	Correlação de Pearson	,742**	,789**	1	,714**	,683**	,684**	,717**	,713**	,693**	,715**	,697**	,746**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P4.	Correlação de Pearson	,757**	,747**	,714**	1	,775**	,749**	,785**	,758**	,756**	,757**	,729**	,753**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P6.	Correlação de Pearson	,693**	,694**	,683**	,775**	1	,747**	,797**	,736**	,764**	,750**	,739**	,770**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P7.	Correlação de Pearson	,709**	,707**	,684**	,749**	,747**	1	,837**	,808**	,779**	,785**	,741**	,748**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P8.	Correlação de Pearson	,712**	,738**	,717**	,785**	,797**	,837**	1	,809**	,798**	,774**	,770**	,795**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P9.	Correlação de Pearson	,724**	,724**	,713**	,758**	,736**	,808**	,809**	1	,797**	,796**	,753**	,772**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P10.	Correlação de Pearson	,713**	,715**	,693**	,756**	,764**	,779**	,798**	,797**	1	,789**	,751**	,777**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P11.	Correlação de Pearson	,721**	,716**	,715**	,757**	,750**	,785**	,774**	,796**	,789**	1	,804**	,787**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P12.	Correlação de Pearson	,685**	,687**	,697**	,729**	,739**	,741**	,770**	,753**	,751**	,804**	1	,817**
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100
P13.	Correlação de Pearson	,721**	,732**	,746**	,753**	,770**	,748**	,795**	,772**	,777**	,787**	,817**	1
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	
	N	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100	3100

** A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: SPSS

Tabela XIII – Correlações entre as variáveis do segundo fator

		Correlações	
		P5.	P14.
P5.	Correlação de Pearson	1	,663**
	Sig. (2 extremidades)		,000
	N	3100	3100
P14.	Correlação de Pearson	,663**	1
	Sig. (2 extremidades)	,000	
	N	3100	3100

** A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: SPSS

Tabela XIV – Correlações entre as variáveis do terceiro fator

Correlações

		P16.	P18.
P16.	Correlação de Pearson	1	,690**
	Sig. (2 extremidades)		,000
	N	3100	3100
P18.	Correlação de Pearson	,690**	1
	Sig. (2 extremidades)	,000	
	N	3100	3100

** A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: SPSS

Tabela XV – Teste de esfericidade de *Barlett* e medida *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) de adequabilidade da amostra

Teste de KMO e Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequação de amostragem.		,978
Teste de esfericidade de Bartlett	Aprox. Qui-quadrado	53616,462
	df	120
	Sig.	,000

Fonte: SPSS

Tabela XVI – Variância total explicada com as componentes principais

Variância total explicada

Componente	Valores próprios iniciais			Somadas de extração de carregamentos ao quadrado			Somadas rotativas de carregamentos ao quadrado		
	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa
1	11,543	72,143	72,143	11,543	72,143	72,143	6,905	43,157	43,157
2	,586	3,660	75,804	,586	3,660	75,804	3,361	21,005	64,162
3	,574	3,586	79,389	,574	3,586	79,389	2,436	15,227	79,389
4	,533	3,331	82,720						
5	,345	2,154	84,874						
6	,319	1,993	86,866						
7	,291	1,817	88,684						
8	,271	1,691	90,374						
9	,256	1,602	91,977						
10	,224	1,400	93,377						
11	,209	1,307	94,683						
12	,195	1,216	95,899						
13	,184	1,149	97,048						
14	,170	1,065	98,113						
15	,163	1,017	99,130						
16	,139	,870	100,000						

Método de Extração: Análise de Componente Principal.

Fonte: SPSS

Tabela XVII – Comunalidades com método de extração componentes principais

Comunalidades		
	Inicial	Extração
P1.	1,000	,736
P2.	1,000	,754
P3.	1,000	,719
P4.	1,000	,790
P5.	1,000	,811
P6.	1,000	,756
P7.	1,000	,790
P8.	1,000	,826
P9.	1,000	,806
P10.	1,000	,789
P11.	1,000	,798
P12.	1,000	,785
P13.	1,000	,820
P14.	1,000	,816
P16.	1,000	,783
P18.	1,000	,923

Método de Extração: Análise de Componente Principal.

Fonte: SPSS

Tabela XVIII – Matriz de componentes com e sem rotação ortogonal Varimax, com normalização de Kaiser, através das componentes principais

Matriz de componente ^a				Matriz de componente rotativa ^a			
	Componente				Componente		
	1	2	3		1	2	3
P1.	,848	-,123	-,044	P1.	,729	,349	,287
P2.	,851	-,143	-,099	P2.	,756	,356	,236
P3.	,842	-,008	-,105	P3.	,668	,459	,252
P4.	,872	-,163	-,056	P4.	,774	,335	,280
P5.	,767	,404	-,244	P5.	,392	,792	,172
P6.	,860	-,122	-,025	P6.	,734	,348	,310
P7.	,876	-,150	,010	P7.	,755	,321	,342
P8.	,896	-,139	-,057	P8.	,778	,366	,293
P9.	,883	-,162	-,004	P9.	,771	,321	,331
P10.	,877	-,129	-,044	P10.	,755	,359	,299
P11.	,889	-,068	,059	P11.	,703	,372	,407
P12.	,876	,129	-,040	P12.	,595	,556	,349
P13.	,897	,094	-,077	P13.	,642	,554	,318
P14.	,779	,444	-,106	P14.	,345	,776	,307
P16.	,826	,130	,290	P16.	,483	,403	,623
P18.	,728	,129	,613	P18.	,336	,227	,871

Método de Extração: Análise de Componente Principal.

a. 3 componentes extraídos.

Método de Extração: Análise de Componente Principal.

Método de Rotação: Varimax com Normalização de Kaiser.

a. Rotação convergida em 6 iterações.

Fonte: SPSS

Tabela XIX – Matriz de transformação de componente através das componentes principais**Matriz de transformação de componente**

Componente	1	2	3
1	,759	,503	,412
2	-,610	,771	,182
3	-,226	-,390	,893

Método de Extração: Análise de Componente Principal.

Método de Rotação: Varimax com Normalização de Kaiser.

Fonte: SPSS

Tabela XX – Comunalidades do modelo através da máxima verosimilhança**Comunalidades**

	Inicial	Extração
P1.	,738	,781
P2.	,757	,844
P3.	,714	,747
P4.	,746	,755
P5.	,581	,607
P6.	,732	,735
P7.	,777	,808
P8.	,812	,834
P9.	,776	,797
P10.	,758	,777
P11.	,782	,786
P12.	,767	,803
P13.	,796	,824
P14.	,613	,658
P16.	,680	,654
P18.	,537	,494

Método de Extração: Probabilidade máxima.

Fonte: SPSS

Tabela XXI – Variância explicada, pelos fatores, no modelo com a máxima verosimilhança**Variância total explicada**

Fator	Valores próprios iniciais			Somadas de extração de carregamentos ao quadrado			Somadas rotativas de carregamentos ao quadrado		
	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa
1	11,543	72,143	72,143	11,288	70,553	70,553	4,605	28,781	28,781
2	,586	3,660	75,804	,332	2,073	72,626	3,831	23,942	52,723
3	,574	3,586	79,389	,284	1,776	74,402	3,469	21,679	74,402
4	,533	3,331	82,720						
5	,345	2,154	84,874						
6	,319	1,993	86,866						
7	,291	1,817	88,684						
8	,271	1,691	90,374						
9	,256	1,602	91,977						
10	,224	1,400	93,377						
11	,209	1,307	94,683						
12	,195	1,216	95,899						
13	,184	1,149	97,048						
14	,170	1,065	98,113						
15	,163	1,017	99,130						
16	,139	,870	100,000						

Método de Extração: Probabilidade máxima.

Fonte: SPSS

Tabela XXII – Matriz de fator loadings com e sem rotação ortogonal Varimax, com normalização de Kaiser, através da máxima verosimilhança

Matriz dos fatores ^a				Matriz dos fatores rotativa ^a			
	Fator				Fator		
	1	2	3		1	2	3
P1.	,841	-,269	-,026	P1.	,422	,371	,682
P2.	,852	-,341	-,038	P2.	,401	,348	,750
P3.	,833	-,217	,083	P3.	,376	,466	,623
P4.	,865	-,042	-,078	P4.	,577	,403	,510
P5.	,745	,021	,227	P5.	,347	,595	,364
P6.	,851	,087	-,055	P6.	,616	,448	,393
P7.	,873	,126	-,170	P7.	,719	,380	,383
P8.	,897	,113	-,133	P8.	,705	,418	,403
P9.	,880	,080	-,127	P9.	,675	,405	,421
P10.	,872	,096	-,084	P10.	,652	,439	,399
P11.	,881	,094	-,003	P11.	,608	,507	,398
P12.	,867	,148	,169	P12.	,521	,650	,329
P13.	,891	,075	,154	P13.	,510	,632	,404
P14.	,757	,058	,284	P14.	,339	,657	,334
P16.	,803	-,026	,091	P16.	,444	,506	,447
P18.	,700	,034	,059	P18.	,426	,441	,344

Método de Extração: Probabilidade máxima.

a. 3 fatores extraídos. 4 iterações necessárias.

Método de Extração: Probabilidade máxima.

Método de Rotação: Varimax com Normalização de Kaiser.

a. Rotação convergida em 6 iterações.

Fonte: SPSS

Tabela XXIII - Matriz de transformação de componente com rotação ortogonal Varimax, e normalização de Kaiser, através da máxima verosimilhança

Matriz de transformação de fator			
Fator	1	2	3
1	,636	,550	,541
2	,480	,266	-,836
3	-,604	,792	-,095

Método de Extração: Probabilidade máxima.

Método de Rotação: Varimax com Normalização de Kaiser.

Fonte: SPSS

Tabela XXIV – Regressão linear do fator 1 sobre o agregado familiar dos clientes, nível de instrução e ocupação**Model Summary**

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics				
					R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	,053 ^a	,003	,001	,99937455	,003	1,776	5	3094	,114

a. Predictors: (Constant), C1. COMPOSIÇÃO DO AGREGADO (A CONTAR COM O INQUIRIDO), FORMSEC, TRAB_C_PROPRIA, TRAB_C_OUTREM, FORMSUP

ANÁLISE FATORIAL NO SETOR DA SAÚDE

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	8,869	5	1,774	1,776	,114 ^b
	Residual	3090,131	3094	,999		
	Total	3099,000	3099			

a. Dependent Variable: REGR factor score 1 for analysis 1

b. Predictors: (Constant), C1. COMPOSIÇÃO DO AGREGADO (A CONTAR COM O INQUIRIDO), FORMSEC, TRAB_C_PROPRIA, TRAB_C_OUTREM, FORMSUP

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-,162	,088		-1,845	,065
	FORMSEC	-,002	,046	-,001	-,036	,971
	FORMSUP	,019	,046	,009	,412	,680
	TRAB_C_PROPRIA	,147	,158	,019	,933	,351
	TRAB_C_OUTREM	,184	,082	,046	2,236	,025
	C1. COMPOSIÇÃO DO AGREGADO (A CONTAR COM O INQUIRIDO)	-,008	,004	-,032	-1,755	,079

a. Dependent Variable: REGR factor score 1 for analysis 1

Fonte: SPSS

Tabela XXV – Regressão linear do fator 2 sobre o agregado familiar dos clientes, nível de instrução e ocupação

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics				
					R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	,198 ^a	,039	,038	,98103439	,039	25,196	5	3094	,000

a. Predictors: (Constant), C1. COMPOSIÇÃO DO AGREGADO (A CONTAR COM O INQUIRIDO), FORMSEC, TRAB_C_PROPRIA, TRAB_C_OUTREM, FORMSUP

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	121,246	5	24,249	25,196	,000 ^b
	Residual	2977,754	3094	,962		
	Total	3099,000	3099			

a. Dependent Variable: REGR factor score 2 for analysis 1

b. Predictors: (Constant), C1. COMPOSIÇÃO DO AGREGADO (A CONTAR COM O INQUIRIDO), FORMSEC, TRAB_C_PROPRIA, TRAB_C_OUTREM, FORMSUP

ANÁLISE FATORIAL NO SETOR DA SAÚDE

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-,212	,086		-2,459	,014
	FORMSEC	-,074	,045	-,036	-1,636	,102
	FORMSUP	,442	,046	,214	9,685	,000
	TRAB_C_PROPRIA	-,049	,155	-,006	-,314	,754
	TRAB_C_OUTREM	-,014	,081	-,003	-,169	,865
	C1. COMPOSIÇÃO DO AGREGADO (A CONTAR COM O INQUIRIDO)	-,008	,004	-,032	-1,804	,071

a. Dependent Variable: REGR factor score 2 for analysis 1

Fonte: SPSS

Tabela XXVI – Regressão linear do fator 3 sobre o agregado familiar dos clientes, nível de instrução e ocupação

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics				
					R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	,098 ^a	,010	,008	,99080247	,010	5,997	5	3074	,000

a. Predictors: (Constant), TRAB_C_PROPRIA, FORMSEC, C1. CONTANDO CONSIGO, QUANTAS PESSOAS FAZEM PARTE DO SEU AGREGADO FAMILIAR?, TRAB_C_OUTREM, FORMSUP

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	29,434	5	5,887	5,997	,000 ^b
	Residual	3017,714	3074	,982		
	Total	3047,148	3079			

a. Dependent Variable: REGR factor score 3 for analysis 1

b. Predictors: (Constant), TRAB_C_PROPRIA, FORMSEC, C1. CONTANDO CONSIGO, QUANTAS PESSOAS FAZEM PARTE DO SEU AGREGADO FAMILIAR?, TRAB_C_OUTREM, FORMSUP

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	,171	,086		1,988	,047
	C1. CONTANDO CONSIGO, QUANTAS PESSOAS FAZEM PARTE DO SEU AGREGADO FAMILIAR?	-,025	,005	-,082	-4,540	,000
	FORMSUP	-,142	,068	-,071	-2,088	,037
	FORMSEC	,148	,070	,072	2,109	,035
	TRAB_C_OUTREM	-,087	,087	-,021	-,995	,320
	TRAB_C_PROPRIA	-,314	,160	-,041	-1,966	,049

a. Dependent Variable: REGR factor score 3 for analysis 1

Fonte: SPSS