

Novo modelo de satisfação do cliente para o setor da distribuição de energia em Portugal

New model of customer satisfaction for the power distribution sector in Portugal

Manuel Afonso Machado*, Mário João F. S. Basto

Instituto Politécnico do Cávado e do Ave, Portugal

Ana K. Salazar

Universidade Católica Portuguesa, Lisboa, Portugal

RESUMO

Neste artigo é proposto um modelo explicativo baseado no modelo ECSI Portugal, adaptado ao setor da distribuição de energia em Portugal. A análise dos submodelos de medida e estrutural foi realizada, tendo sido exploradas as relações entre as variáveis latentes antecedentes: imagem, empatia, qualidade percebida e valor, com a variável central satisfação e as variáveis latentes consequentes: reclamações e lealdade. O modelo cumpriu os pressupostos de estabelecer os impactos sobre as variáveis de medida e latentes e gerar índices comparáveis com o modelo ECSI Portugal. Verificou-se que a percepção dos clientes sobre a qualidade, a lealdade, as reclamações e a satisfação, foi superior aos valores obtidos com o modelo ECSI Portugal. Dimensões como o valor e a empatia exibiram percepção neutra e a imagem percepção inferior relativamente à obtida com o modelo ECSI Portugal. Constatou-se que a qualidade de serviço tem um impacto significativo na satisfação e esta tem um impacto significativo na lealdade e nas reclamações. A aplicação do modelo permite que a empresa dê a devida atenção aos indicadores com valores de impacto abaixo do esperado e sobre quais variáveis deve ter atenção prioritária.

PALAVRAS-CHAVE: Modelos explicativos; Variáveis latentes; Modelos de equações estruturais; PLS.

ABSTRACT

This work proposes an explanatory model based on the ECSI Portugal model, adapted to the energy distribution sector in Portugal. The analysis of the measurement and structural submodels was performed, and the relationships between the latent antecedents variables: image, empathy, perceived quality and value, with the central variable satisfaction and the consequent latent variables: complaints and loyalty. The model fulfilled the assumptions of establishing the impacts on measurable and latent variables and generated indices comparable to the ECSI Portugal model. It was verified that the perception of customers of fundamental dimensions such as quality, loyalty, complaints and satisfaction was superior to the values obtained with the ECSI Portugal model. Dimensions such as value and empathy exhibited neutral perception and image achieved a perception inferior to that obtained with the ECSI Portugal model. It was found that quality of service has a significant impact on satisfaction and this has a significant impact on loyalty and complaints. The application of the model allows the company to pay attention to the indicators with values of impact below expectations and on which variables their attention should be a priority.

KEYWORDS: Explanatory models; Latent variables; Structural equation models; PLS.

Submissão: 30 jan. 2017

Aprovação: 13 mar. 2017

*Manuel Afonso Machado

Pós-Doutorado em Ciências Empresariais pela Universidade Fernando Pessoa, Porto, Portugal. Professor do Instituto Politécnico do Cávado e do Ave, Portugal.

(CEP 4714-509, Braga, Portugal).

E-mail: manuelafonsomachado@gmail.com

Endereço: EDP Distribuição, Av. do Sol, n. 18, 4714-509, Braga, Portugal.

Mário João F. S. Basto

Doutorado em Ciências de Engenharia pela Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Portugal. Professor no Departamento das Ciências da Escola Superior de Tecnologia do Instituto Politécnico do Cávado e do Ave, Portugal.

E-mail: mbasto@ipca.pt

Ana K. Salazar

Doutorada em Gestão de Empresas pelo Instituto Universitário de Lisboa (ISCTE-IUL), Lisboa, Portugal. Professora da Universidade Católica Portuguesa e da Universidade Fernando Pessoa. Gestora da KS Consulting - Estudos de Mercado e Consultoria e de Projetos Certificada (PMI). Orientadora de diversas Teses de Doutorado e Dissertações de Mestrado. Autora de diversos artigos científicos em revistas nacionais e internacionais. Revisora da EMAC (European Marketing Academy Conference). Membro do Barómetro do Turismo do IPDT.

E-mail: aks@ufp.edu.pt

1 INTRODUÇÃO

O Índice Nacional de Satisfação do Cliente em Portugal (ECSI Portugal) é um sistema de medida da qualidade de bens e serviços disponíveis no mercado nacional, por meio da satisfação do cliente. O ECSI Portugal, integra a satisfação do cliente como objetivo central na gestão das organizações, proporcionando-lhes instrumentos de atuação neste domínio; fornece às organizações um quadro de comunicação entre clientes, colaboradores e acionistas; defende os interesses dos consumidores, dando-lhes a oportunidade de avaliar e serem ouvidos nos processos de melhoria da qualidade; constrói uma plataforma para comparação a nível da organização, do setor de atividade e do país; contribui para a competitividade e o desenvolvimento econômico (Vilares & Coelho, 2011).

A metodologia utilizada no Modelo ECSI Portugal, é estrutural, probabilística e de estimação simultânea, em prejuízo duma abordagem descritiva (ou não estrutural). Esta segunda abordagem consiste na realização de um estudo de mercado *standard*, junto aos clientes de uma empresa, a partir do qual são derivados os indicadores de satisfação. Não é especificada qualquer relação causal (ou de outro tipo), entre as diferentes variáveis em estudo, fornecendo portanto, muito pouca informação sobre a natureza das relações existentes entre essas variáveis (Vilares & Coelho, 2011). Pelo contrário, no caso da abordagem estrutural, os dados da pesquisa aos clientes da empresa são utilizados para estimar o modelo de satisfação do cliente. É a estimação proporcionada por este modelo que fornece os índices de satisfação.

Os índices obtidos por meio desta abordagem estrutural possuem um conjunto de propriedades conhecidas como critérios de desempenho que não são, em geral, encontradas nas abordagens não estruturais ou descritivas. As principais propriedades são: capacidade de previsão de resultados (capacidade dos índices como indicadores avançados em relação ao desempenho); capacidade de diagnóstico (capacidade do modelo explicar e quantificar as causas dos valores dos diferentes índices e, em particular, dos índices de satisfação e de lealdade); possibilidade de agregação (possibilidade de desenvolver, de modo integrado, índices para a organização, para segmentos de clientes ou colaboradores); comparabilidade (possibilidade de comparar índices de diferentes variáveis, segmentos e marcas, possibilitando *benchmarking* entre elas) (Vilares & Coelho, 2011). Acresce-se a essas vantagens, a capacidade desta abordagem possibilitar ganhos de precisão relativamente aos indicadores fornecidos pelas abordagens meramente descritivas.

O primeiro índice nacional de satisfação do cliente calculado de modo integrado, a nível de empresas, aparece em 1989 na Suécia, sendo conhecido como o SCSB (Swedish Customer Satisfaction Index) com cinco variáveis latentes. Esse índice teve como principal dinamizador, o pesquisador Fornell (1992), sendo este o principal financiador dos estudos então desenvolvidos nos Correios Suecos, contando com 31 indústrias (Figura 1).

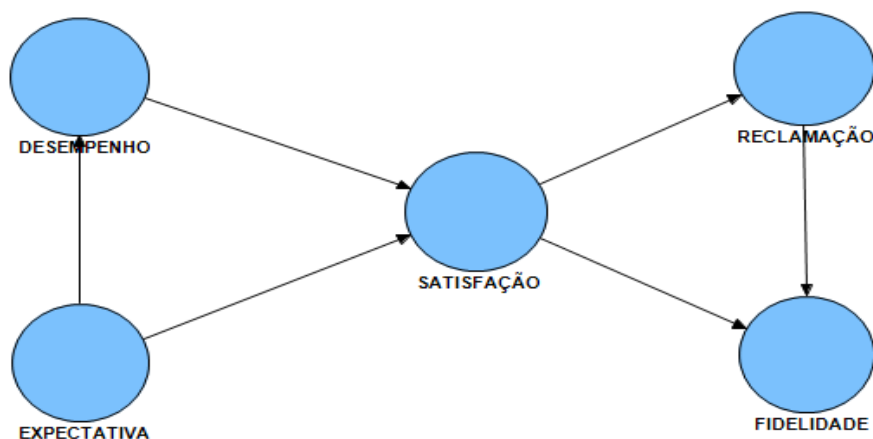


Figura 1 - Swedish Customer Satisfaction Barometer (SCSB)
Fonte: Johnson, Gustafsson, Andreassen, Lervik, & Cha, 2001.

A Sociedade Americana para a Qualidade encarregou, em 1991, a empresa de consultores National Economic Research Associates de analisar e aconselhar a melhor metodologia para desenvolver um índice de qualidade nacional. Surge assim, o modelo ACSI (American Customer Satisfaction Index) com seis variáveis latentes (Figura 2), tendo sido aplicado às empresas americanas com bastante sucesso.

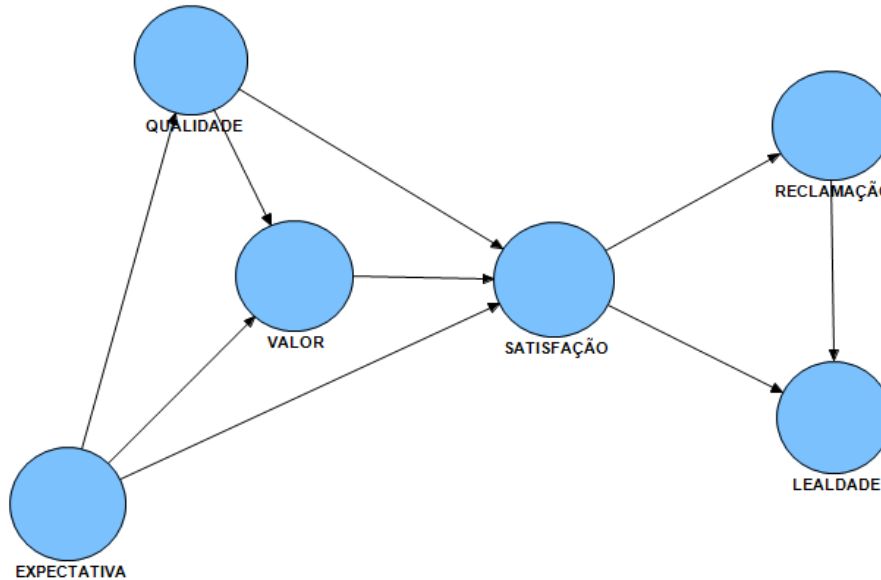


Figura 2 - American Customer Satisfaction Index (ACSI)
Fonte: Vilares e Coelho, 2011.

O modelo ECSI (European Customer Satisfaction Index) difere relativamente ao modelo ACSI pela introdução de uma nova variável latente, a imagem da empresa, e a retirada da variável reclamações, mantendo o modelo seis variáveis latentes (Figura 3).

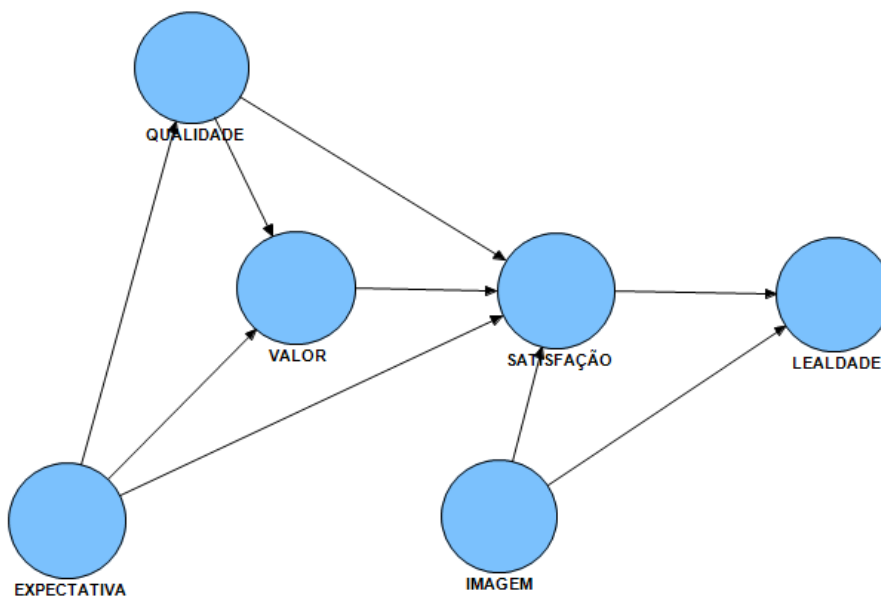


Figura 3 - European Customer Satisfaction Index (ECSI)
Fonte: Adaptado de Johnson et al., 2001.

No modelo ECSI Portugal a dimensão reclamações é reintroduzida, as variáveis latentes passam a ser sete, e as relações são alteradas, como se pode observar na Figura 4 que apresenta esquematicamente a estrutura base do modelo.

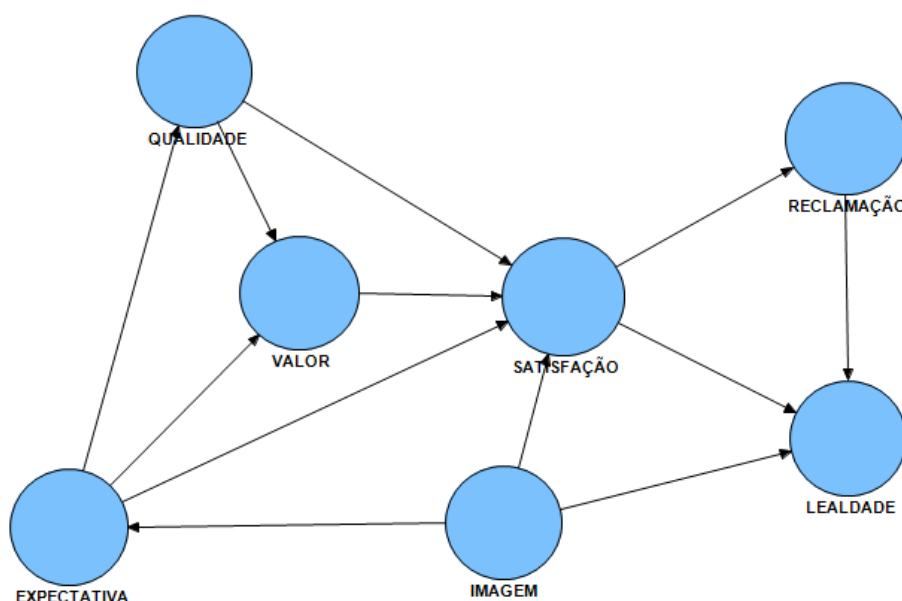


Figura 4 - Estrutura base do Modelo ECSI – Portugal
Fonte: Vilares e Coelho, 2005.

O índice de satisfação do cliente é explicado por quatro determinantes ou antecedentes: a imagem, as expectativas dos clientes, a qualidade percebida e o valor percebido ou relação preço/qualidade.

No presente estudo pretende-se avaliar a satisfação dos clientes residenciais da EDP Distribuição recorrendo a um modelo proposto e comparando os resultados com os obtidos pelo ECSI Portugal 2012.

Neste artigo é proposto um novo modelo denominado modelo ISCFEE (Índice de Satisfação com o Fornecimento de Energia Elétrica). Trata-se de um modelo semelhante ao modelo de avaliação de satisfação ECSI Portugal, com uma modificação: a substituição da dimensão expectativas pela dimensão empatia. Essa mudança foi realizada com base na experiência e sensibilidade dos trabalhadores da EDP Distribuição, que observaram que a empatia se encontra fortemente correlacionada com as expectativas e pode influenciar de forma mais específica as dimensões valor e qualidade percebida. O modelo é composto por 7 variáveis latentes, avaliadas por meio de itens de um questionário numa escala de 1 a 10, em que o valor 1 representa uma percepção muito negativa e 10 uma percepção muito positiva por parte do cliente. A elaboração de um modelo alternativo adaptado para uma empresa que presta um serviço com características muito específicas foi o caminho seguido. A Figura 5 apresenta o modelo ISCFEE.

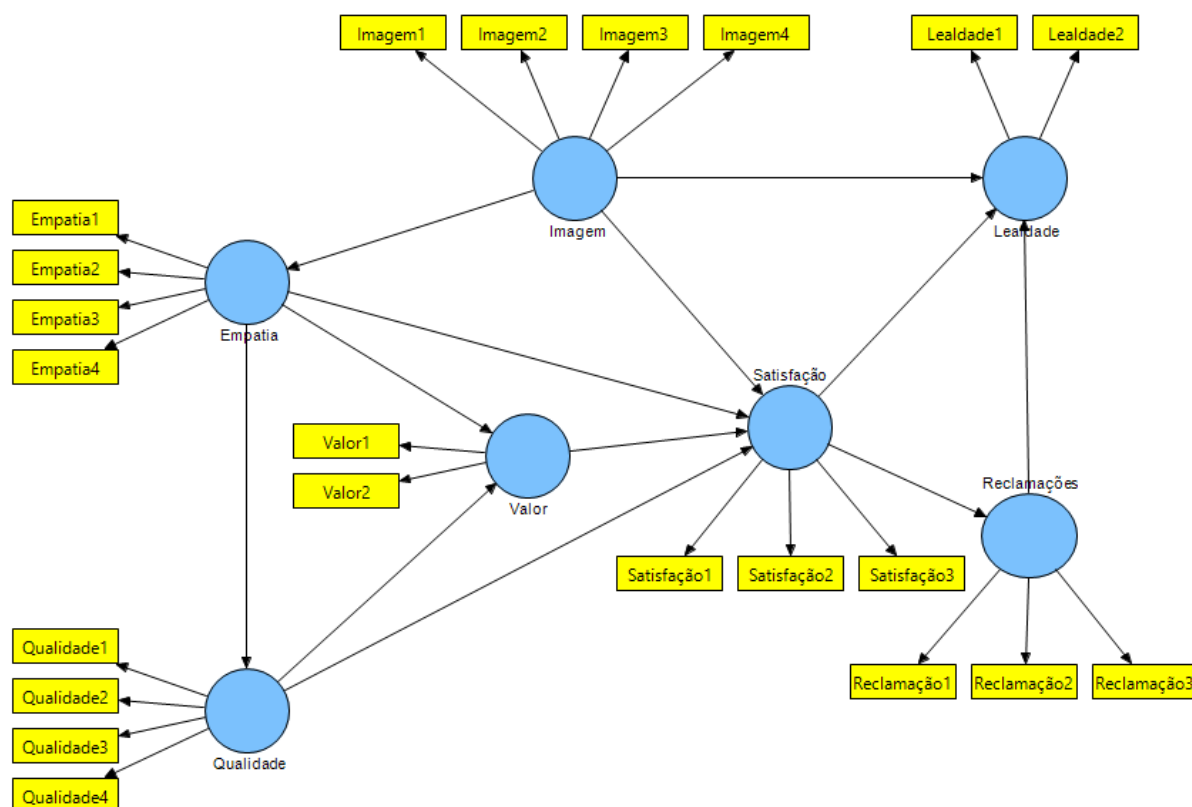


Figura 5 – Modelo ISCFEE

Fonte: Esquema elaborado com o apoio do *software* SmartPLS.

O modelo contém, numa única variável exógena, a imagem, e seis variáveis endógenas. Tal como no modelo ECSI, a satisfação dos clientes é a variável central deste modelo. Tem como antecedentes a imagem da empresa, a empatia com a mesma, a qualidade percebida do serviço e o valor percebido. Os consequentes da satisfação dos clientes são a lealdade à empresa e a percepção de como a empresa lida com as reclamações dos clientes.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Os modelos de equações estruturais compreendem a análise de dois submodelos conceitualmente distintos. O modelo de medida, que especifica a relação entre as variáveis manifestas e as hipotéticas variáveis latentes, e o modelo estrutural, que especifica as relações causais entre as variáveis latentes.

Os dois procedimentos mais comuns à aplicação desse tipo de modelo são a análise de modelos de equações estruturais baseado em covariâncias, o CB-SEM (Jöreskog, 1970, 1973; Keesling, 1972; Wiley, 1973), e a análise de modelos de trajetórias pelo método dos mínimos quadrados parciais, PLS-SEM (Wold, 1980, 1981).

O CB-SEM é caracterizado por permitir complexas relações causais entre as variáveis latentes e dá particular ênfase ao ajustamento global das matrizes de covariâncias, donde sua importância em análises confirmatórias. Assume normalidade multivariada dos dados e amostras de grande dimensão. Métodos de estimação alternativos à máxima verosimilhança permitem analisar dados que não cumprem o requisito da distribuição normal multivariada e métodos de estimação de dados em falta baseados no modelo permitem lidar com dados MCAR (missing completely at random) ou MAR (missing at random).

O PLS-SEM é um método alternativo de análise de equações estruturais que aplica o método dos mínimos quadrados ordinários a cada equação do modelo estrutural. O PLS-SEM tem por objetivo estatístico maximizar a variância explicada pelas variáveis endógenas, minimizando os resíduos (quer do modelo de medida quer do modelo estrutural), o qual é mais apropriado em análises preditivas e

quando a amostra é pequena (Hsu, Chen, & Hsieh, 2006), e em análises exploratórias. O PLS-SEM é menos afetado pela distribuição dos dados e, apesar das amostras poderem ser mais reduzidas, deverá ter sempre em consideração o número de variáveis latentes do modelo. Podem ser utilizadas poucas variáveis indicadoras (uma ou duas) por cada variável latente no modelo de medida ou, inversamente, incluir uma grande quantidade de variáveis indicadoras. Assume que, toda a variância medida, é útil para a explicação das relações estruturais (Hair, Hult, Ringle, & Sarstedt, 2013). É um modelo robusto à presença de ruído e valores em falta. No que diz respeito ao modelo de medida, o PLS-SEM permite a definição de variáveis latentes reflexivas e formativas, contrariamente ao CB-SEM que só permite a definição de variáveis latentes reflexivas.

Os modelos reflexivos assumem a variável latente como sendo a realidade em que as variáveis manifestas não são mais do que um reflexo dessa realidade, por oposição aos modelos formativos. Apresenta como desvantagem a maior dificuldade de interpretação dos pesos fatoriais dos preditores, que são baseados em associações cruzadas com as variáveis dependentes e não nas covariâncias ou correlações entre as variáveis manifestas como acontece no CB-SEM. Também apresenta a desvantagem de desconhecer a distribuição dos estimadores, obrigando que a avaliação das significâncias seja feita por recurso à simulação.

No presente estudo a abordagem adotada foi a do PLS-SEM. Esta escolha pelo PLS-SEM deveu-se essencialmente ao fato de ser menos restritiva em termos de pressupostos, ao carácter ordinal dos indicadores, aos objetivos do estudo essencialmente preditivo e à não verificação da normalidade multivariada dos dados.

2.1 MODELO DE MEDIDA

A formulação do modelo de medida depende das relações entre as variáveis latentes e as correspondentes variáveis manifestas.

Em um modelo reflexivo, cada indicador relaciona-se com a variável latente correspondente pelo modelo de regressão linear:

$$x_i = \lambda_{i0} + \lambda_{ik}\xi_k + \epsilon_{ik}, \quad i = 1, \dots, n_k, \quad k = 1, \dots, J$$

Sendo λ_{ik} o *loading* associado à i -ésima variável manifesta e k -ésima variável latente, e ϵ_{ik} o erro de especificação (erros não correlacionados). Geralmente são usados *loadings* estandardizados (desaparecendo a constante λ_{i0}) que representam as correlações entre as variáveis manifestas e as correspondentes variáveis latentes. Este modelo assume o pressuposto (especificação do preditor) de que o erros têm média nula e são não correlacionados com a variável latente correspondente:

$$E(x_i|\xi_k) = \lambda_{i0} + \lambda_{ik}\xi_k$$

Em um modelo formativo:

$$\xi_k = \sum_{i=1}^{n_k} \omega_{ik}x_i + \delta_k$$

Sendo ω_{ik} o coeficiente da variável manifesta x_{ik} no construto formativo, e δ_k representa a fração da variável latente não explicada pelas variáveis manifestas, erro de especificação. Neste caso, assume-se de igual forma o pressuposto de especificação do preditor.

Qualquer que seja o tipo do modelo de medida, os *scores* estandardizados das variáveis latentes $\hat{\xi}_k$ são calculados como combinação linear das correspondentes variáveis manifestas:

$$\hat{\xi}_k = \sum_{i=1}^{n_k} w_{ik}x_i$$

Sendo as variáveis manifestas x_i centradas e w_{ik} os pesos do modelo de medida.

2.2 MODELO ESTRUTURAL

A formulação do modelo estrutural é dada pela seguinte equação geral:

$$\xi_j = \beta_{0j} + \sum_{q:\xi_q \rightarrow \xi_j} \beta_{qj} \xi_q + \zeta_j, \quad j = 1, \dots, J_1, \quad q = 1, \dots, J$$

Sendo J o número de variáveis latentes, $J_1 < J$ o número de variáveis latentes endógenas, ξ_j a j -ésima variável latente endógena, β_{qj} o coeficiente do caminho que liga a q -ésima variável latente com a j -ésima variável latente endógena, e ζ_j os erros de especificação de média nula, variância constante e não correlacionados entre si.

3 METODOLOGIA

Os dados foram coletados por questionário. O questionário foi semelhante ao utilizado no modelo ECSI com as necessárias adaptações para o estudo presente, tendo sido validado por uma avaliação preliminar de especialistas na área e por meio de um pré-teste aplicado a 10 clientes da EDP distribuição.

3.1 SELEÇÃO DA AMOSTRA

A população-alvo é constituída por todos os clientes residenciais da EPD Distribuição. Na amostragem realizada foram consideradas o número de variáveis a medir, a heterogeneidade da população portuguesa (urbana/rural, idade, habilitações), e a necessidade de representatividade da população.

A seleção da amostra foi feita a partir de um conjunto de unidades amostrais, a denominada base de sondagem, que se definiu como sendo todos os habitantes com telefone fixo listado nas páginas eletrônicas <http://www.pbi.pai.pt/>, entre os dias 23 de setembro e 4 de outubro de 2013. Foi seguido um processo de amostragem estratificada por distrito (Portugal continental tem 18 distritos).

Foram excluídos todos os números selecionados que correspondessem a empresas ou instituições. O primeiro número selecionado para a amostra corresponde ao primeiro contato válido dos registros do respetivo distrito. Foram considerados para os registros seguintes intervalos de 10 números. A taxa média de sucesso dos contatos foi de 37%. Elaboraram-se as fichas de contatos e procedeu-se à formação dos operadores do *call centre*.

A coleta telefônica dos dados foi realizada entre os dias 15 de outubro e 29 de novembro. Nos distritos de Beja, Bragança, Faro, Guarda, Portalegre, Porto, Viana do Castelo e Vila Real, quase todos localizados no interior do país, as taxas de sucesso dos contatos foram abaixo da média, em particular no distrito de Faro. Isso pode ter origem no fato de muitas serem habitações de férias.

Foram realizados 1.146 contatos, tendo-se obtido 425 respostas no total. Após a coleta dos dados foram realizadas, por parte de supervisores, 30 chamadas de controle de qualidade devidamente estratificadas (Figura 7), com o objetivo de confirmar a realização efetiva dos questionários. Em três casos, de contatos realizados há mais de 5 semanas, não foi possível obter uma confirmação inequívoca da realização dos mesmos, dado que as pessoas já não se recordavam. Este número não é significativo, tendo os questionários sido considerados válidos.

3.2 ANÁLISE PRELIMINAR DOS DADOS

Os dados obtidos foram inicialmente explorados com a finalidade de detectar situações que necessitassem de correções prévias à realização dos procedimentos estatísticos, tais como dados em falta, variáveis com variabilidades reduzidas ou *outliers*. Uma variável não traz informação válida para o modelo se não existirem observações suficientes ou se tiver reduzida variabilidade. Da mesma forma, a informação contida num caso com muitos valores em falta pode ser reduzida. Por esta razão, essas variáveis e/ou casos são muitas vezes removidos da base de dados. Isso poderá vir a influenciar os resultados da análise estatística, portanto deve ser analisado qual o melhor tratamento a dar a esses casos.

A forma de lidar com os dados em falta depende da quantidade, do tipo e da razão para os dados em falta. Eliminar os casos com variáveis em falta pode ter várias consequências tais como, reduzir a dimensão da amostra e a sua representatividade, aumentar os erros padrões associados, reduzir a potência (aumentando o erro de tipo II), conduzir a enviesamentos nas estimativas e comprometer a validade externa do estudo. Deste modo, é fundamental inspecionar os dados antes de tomar uma decisão. Como procedimento alternativo tem-se a estimação dos valores em falta.

Para tomar a decisão de como lidar com os valores em falta torna-se necessário saber qual o tipo de dados em falta, se aleatórios ou não. Rubin (1976) e Little e Rubin (1987) identificaram três padrões distintos de dados em falta: dados em falta completamente aleatórios (*missing completely at random-MCAR*), dados em falta aleatórios (*missing at random-MAR*) e valores em falta não aleatórios (*missing not at random-MNAR*). Os valores em falta não podem ser ignorados quando os valores em falta não são MAR ou MCAR, ou seja, quando a probabilidade dos valores em falta não pode ser prevista pelas variáveis do modelo. Se os valores em falta são pelo menos MAR poderão eventualmente ser eliminados ou estimados.

No presente estudo, não se observaram indícios de dados em falta do tipo MNAR. A decisão foi tomada entre eliminar ou estimar os valores em falta. A eliminação dos casos com valores em falta, eliminação *listwise*, reduziria de forma significativa a dimensão da amostra, neste caso, observar-se-ia uma redução de 425 casos para 202, uma redução significativa de cerca de 52.47 % dos casos. Desta forma, esta abordagem foi descartada. Inspeccionando os casos e variáveis com valores em falta, nenhuma variável apresentou mais de 20% de valores em falta. O mesmo não aconteceu com os casos, em que 20 casos apresentaram mais de 30% de valores em falta. Após análise cuidadosa desses casos optou-se pela sua exclusão. Para os restantes casos, a estimação foi o processo utilizado.

Imputação simples da média pode reduzir a variância dos dados. Na análise de equações estruturais, métodos baseados no modelo podem ser aplicados. Os métodos de estimação por completa informação máxima verosimilhança (FIML) e máxima expectativa (EM), baseados no algoritmo clássico de máxima verosimilhança têm sido estratégias frequentemente usadas (Enders, 2001). No presente estudo, dado tratar-se de variáveis ordinais em que a simetria não se encontra sempre presente, optou-se pelo processo dos *k* vizinhos para identificar e preencher os dados em falta, por um processo de identificação dos 20 casos mais semelhantes. Desta forma, todos os casos podem ser utilizados e nenhuma informação é perdida.

Sabendo que a presença de *outliers* pode afetar o resultado das análises estatísticas a serem realizadas recorreu-se a um procedimento implementado no SPSS para detetar *outliers* multivariados. Este procedimento cria um modelo de *clusters* e alguns índices para cada caso para medir o quanto é fora do comum o caso com respeito ao seu *cluster*. Como este processo pode depender da ordem dos casos, foram obtidas várias soluções com ordenações distintas dos casos, tendo sido comparados os índices de anormalidade e os impactos de cada caso nas variáveis que mais contribuem para a classificação de cada caso como fora do comum. No final nenhum caso foi eliminado.

4 ANÁLISE DO MODELO ISCFEE

Para avaliar o poder preditivo do modelo teórico proposto, o PLS-SEM foi usado tendo-se recorrido ao *software* Smart-PLS (Ringle, 2005). O modelo foi analisado em duas vertentes: análise da confiabilidade e validade do modelo de medida e análise das relações hipotéticas do modelo estrutural.

4.1 ANÁLISE DO MODELO DE MEDIDA

O modelo de medida representa a relação entre as variáveis latentes e os seus indicadores. Visto os indicadores de uma mesma variável latente reflexiva medirem o mesmo conceito subjacente, estes deverão ser homogêneos e unidimensionais.

O Alfa de Cronbach permite avaliar a homogeneidade e unidimensionalidade das variáveis latentes, sendo, por isso, um indicador da validade convergente e confiabilidade dos construtos. Valores superiores a 0.9 são considerados excelentes, superiores 0.8 bons, superiores a 0.7 aceitáveis, superiores a 0.6 fracos e inferiores a 0.6 inaceitáveis. O Alfa de Cronbach assume igual importância para todas as variáveis manifestas na definição dos construtos, baseando-se nas correlações observadas entre as variáveis manifestas.

Uma alternativa mais poderosa para medir a confiabilidade e a validade convergente é dada pelo índice de confiabilidade composta ou de Dillon-Goldstein rho (Wertz, Linn, & Jöreskog, 1974), baseando-se este índice nos *loadings* obtidos no modelo. Os valores deverão ser superiores a 0.708 para fins confirmativos (Hair, Anderson, Tatham, & Black, 1998, Hair *et al.*, 2013). O Alfa de Cronbach mais frequentemente subestima o verdadeiro valor da confiabilidade (Vinzi, Trinchera, & Amato, 2010; Chin, 1998). Os valores obtidos para esses dois indicadores mostram uma boa confiabilidade interna, com todos os valores acima de 0.855 para o índice de confiabilidade composta. O Alfa de Cronbach apresenta um valor fraco para a dimensão Valor (0.660), mas considerando que esta dimensão é medida por unicamente dois indicadores, o resultado é aceitável (Tabela 1).

Tabela 1 - Confiabilidade Composta e Alfa de Cronbach

	Confiabilidade Composta	Alfa de Cronbach
Empatia	0.914	0.875
Imagem	0.898	0.849
Lealdade	0.927	0.843
Qualidade	0.904	0.858
Reclamações	0.914	0.859
Satisfação	0.881	0.797
Valor	0.855	0.660

A confiabilidade dos itens individualmente é feita pelo exame dos *loadings* ou seja, para variáveis estandardizadas, as correlações simples dos indicadores com as respectivas variáveis latentes do modelo de medida. Pela regra do polegar bastante utilizada e proposta por Carmines e Zeller (1979), os *loadings* do modelo de medida devem ser de, pelo menos, 0.708 para que o respetivo indicador seja aceite como constituinte da variável latente e não eliminado. Este valor revela uma variância partilhada entre o indicador e o construto de, pelo menos, 50%, o que implica que seja superior à variância do erro. No entanto, valores de, pelo menos, 0.5 (25% da variância do indicador associado com o construto) podem ser aceitáveis se outros indicadores medindo o mesmo construto apresentarem valores confiáveis elevados (Barclay, Thompson, & Higgins, 1995).

A Tabela 2 mostra os *loadings* (em negrito) associados ao correspondente construto. Verifica-se que todos os valores são bastante superiores a 0.708, variando desde 0.772 para o indicador Imagem1 de Imagem e 0.937 para o indicador Leal1 de Lealdade.

Tabela 2 - Loadings

	Empatia	Imagem	Lealdade	Qualidade	Reclamações	Satisfação	Valor
Empatia1	0.865	0.401	-0.091	0.249	0.252	0.215	0.370
Empatia2	0.876	0.361	-0.088	0.242	0.244	0.177	0.390
Empatia3	0.854	0.468	0.045	0.332	0.373	0.263	0.381
Empatia4	0.816	0.353	0.035	0.195	0.321	0.170	0.404
Imagem1	0.317	0.772	0.256	0.449	0.358	0.325	0.408
Imagem2	0.344	0.820	0.189	0.499	0.281	0.402	0.304
Imagem3	0.451	0.851	0.190	0.550	0.351	0.452	0.287
Imagem4	0.426	0.873	0.256	0.545	0.370	0.384	0.298
Lealdade1	0.028	0.274	0.937	0.380	0.324	0.490	0.072
Lealdade2	-0.082	0.218	0.923	0.318	0.332	0.451	0.074
Qualidade1	0.376	0.691	0.338	0.782	0.535	0.623	0.240
Qualidade2	0.279	0.493	0.246	0.812	0.523	0.563	0.179
Qualidade3	0.222	0.481	0.302	0.883	0.572	0.654	0.307
Qualidade4	0.146	0.409	0.367	0.874	0.587	0.762	0.167
Reclamação1	0.322	0.327	0.218	0.561	0.884	0.672	0.281
Reclamação2	0.366	0.386	0.334	0.559	0.848	0.573	0.411
Reclamação3	0.258	0.375	0.377	0.631	0.917	0.689	0.232
Satisfação1	0.137	0.413	0.441	0.609	0.611	0.830	0.316
Satisfação2	0.223	0.363	0.435	0.730	0.602	0.868	0.204
Satisfação3	0.259	0.425	0.408	0.633	0.641	0.833	0.115
Valor1	0.479	0.310	0.001	0.128	0.227	0.111	0.858
Valor2	0.305	0.353	0.132	0.330	0.362	0.317	0.870

Examinando os *loadings* cruzados nenhum indicador foi visto como problemático, visto nenhum apresentar *loadings* superiores associados a outros construtos que não o construto que pretendem medir (Tabela 2). Esta análise serve também de suporte à validade discriminante do modelo. Um bom modelo deverá apresentar *loadings* elevados com o construto que pretendem medir e *loadings* cruzados reduzidos.

Como suporte à validade convergente e validade discriminante, analisaram-se outros índices. Assim, define-se a comunalidade para a q -ésima variável latente ou construto, como sendo a percentagem de variância dos indicadores explicada pela variável latente, ou seja, representa a média das comunalidades de cada indicador (Vinzi *et al.*, 2010):

$$Comunalidade_q = \frac{1}{n_q} \sum_{i=1}^{n_q} r^2(x_{iq}, \xi_q)$$

Sendo $r^2(x_{iq}, \xi_q)$ o quadrado da correlação entre o indicador x_{iq} e o construto ξ_q , ou seja a comunalidade do indicador e o construto.

Outro índice importante que se define para a q -ésima variável latente, denomina-se variância média extraída AVE. No caso estandardizado:

$$AVE_q = \frac{\sum_{i=1}^{n_q} \lambda_{iq}^2}{\sum_{i=1}^{n_q} \lambda_{iq}^2 + \sum_{i=1}^{n_q} (1 - \lambda_{iq}^2)}$$

Sendo λ_{iq} o *loading* do indicador i no construto q . Deve-se realçar que o AVE, no caso estandardizado, iguala a comunalidade do construto.

Esses índices permitem avaliar a validade convergente e a confiabilidade do construto, considerando-se como valor mínimo aceitável para a comunalidade do construto, como suporte à validade convergente, um valor de 0.5, valor igualmente aplicável ao AVE para variáveis estandardizadas, visto os valores serem iguais (Chin, 1998). Valores inferiores devem levar o pesquisador a repensar o uso da variável latente ou dos indicadores, observando outros valores tais como o índice de confiabilidade composta, os *loadings* cruzados e a validade discriminante no auxílio a uma tomada de decisão.

Todos os valores do AVE ficaram bastante acima dos 0.5, como se pode constatar na Tabela 3, o que corrobora os valores da confiabilidade composta e Alfa de Cronbach como suporte a uma boa validade convergente dos construtos.

Tabela 3 - Variância média extraída (AVE)

	AVE
Empatia	0.728
Imagem	0.689
Lealdade	0.864
Qualidade	0.703
Reclamações	0.781
Satisfação	0.712
Valor	0.746

A validade discriminante avalia até que ponto um construto é diferente de todos os outros construtos. Fornell e Larcker (1981) sugerem, para este propósito, o uso do AVE. O critério denominado critério de Fornell-Lacker é frequentemente utilizado. Este critério determina que a raiz quadrada do AVE de cada construto deverá ser superior a todos os valores das correlações entre esse construto e todos os outros presentes no modelo, verificando-se, desta forma, uma correlação superior de cada construto com os seus próprios indicadores. Na Tabela 4, em que a raiz quadrada do AVE para cada construto se encontra na diagonal, observa-se que o modelo proposto verifica esses requisitos que, conjuntamente, com os valores obtidos pelos *loadings* e *loadings* cruzados já descritos, revelam uma boa validade discriminante.

Tabela 4 - Correlações entre as variáveis latentes com a raiz quadrada do AVE na diagonal

	Empatia	Imagem	Lealdade	Qualidade	Reclamações	Satisfação	Valor
Empatia	0.853						
Imagem	0.468	0.830					
Lealdade	-0.026	0.266	0.930				
Qualidade	0.303	0.618	0.377	0.839			
Reclamações	0.353	0.410	0.352	0.662	0.883		
Satisfação	0.245	0.474	0.507	0.781	0.732	0.844	
Valor	0.452	0.385	0.079	0.267	0.342	0.250	0.864

4.2 ANÁLISE DO MODELO ESTRUTURAL

Tendo sido confirmada a confiabilidade e validade do modelo de medida, prossegue-se para a análise do modelo estrutural. Esta análise envolve as relações entre os diferentes construtos e a avaliação da capacidade preditiva do modelo.

Antes desta análise ser feita, é necessário testar a colinearidade do modelo estrutural, visto a estimação dos coeficientes estruturais ser baseada no método dos mínimos quadrados. Para avaliar a colinearidade utilizaram-se os valores do VIF para cada conjunto de preditores associados a uma mesma variável latente endógena. Considera-se valores de VIF acima de 5 (tolerância abaixo de 0.2) como indicadores de elevada multicolinearidade. Usando a opção de regressão linear do *software* IBM SPSS Statistics determinaram-se estes coeficientes para os seguintes três conjuntos de variáveis:

- Empatia e qualidade como preditores de valor;
- Imagem, satisfação e reclamações como preditores de lealdade;
- Empatia, qualidade, imagem e valor como preditores da satisfação.

O valor mais elevado de VIF obtido foi de 2.336 seguido de 2.177 com os restantes valores abaixo de 2, valores estes bem abaixo de 5, o que indica que não existem problemas de multicolinearidade no modelo.

Para prosseguir a avaliação do modelo estrutural, os critérios consistiram na avaliação da significância dos coeficientes, na determinação dos coeficientes de determinação R^2 e na relevância preditiva Q^2 .

Visto não serem conhecidas as distribuições dos estimadores dos coeficientes PLS-SEM, para testar a significância do modelo, técnicas de reamostragem *bootstrap* ou *jackknife* são usadas, permitindo assim, a obtenção dos erros padrões e das estatísticas t para cada um dos parâmetros. O processo implementado no SmartPLS é um procedimento não paramétrico *bootstrap*, em que um grande número de subamostras (amostras *bootstrap*) é aleatoriamente retirado da amostra original com reposição. O número de amostras *bootstrap* deve ser de, pelo menos, igual ao número de observações válidas da amostra, sendo recomendado 5000 amostras (Hair *et al.*, 2013).

Visto o número de amostras *bootstrap* ser bastante grande (5000) as resultantes estatísticas t seguem distribuições aproximadamente normais, podendo ser usadas os quantis da distribuição normal reduzida para determinar os valores críticos. Assim, valores da estatística t superiores a 1.65 são significantes para $\alpha = 0.10$, superiores a 1.96 significantes para $\alpha = 0.05$ e superiores 2.58 para $\alpha = 0.01$. No modelo de medida, todos os *loadings* mostraram-se fortemente significativos. No modelo estrutural, os resultados mostraram sete coeficientes significativos para um nível de 0.01 e cinco coeficientes não significativos para um nível de 0.10. A Tabela 5 apresenta esses resultados.

Tabela 5 - Estatísticas t e coeficientes do modelo estrutural

	Estatística t	Coefficiente
Empatia -> Qualidade	5.649679	0.303103***
Empatia -> Satisfação	0.057545	-0.002032
Empatia -> Valor	8.526143	0,408602***
Imagem -> Empatia	9.622260	0.468468***
Imagem -> Lealdade	0.555913	0.037307
Imagem -> Satisfação	0.617082	-0.032443
Qualidade -> Satisfação	18.293761	0.787223***
Qualidade -> Valor	2.956012	0.143309***
Reclamações -> Lealdade	0.619851	-0.045851
Satisfação -> Lealdade	6.355145	0.523134***

Satisfação -> Reclamações	25.430593	0.731833***
Valor -> Satisfação	1.464998	0.053012

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Torna-se imperativo analisar a importância e o impacto das sete relações significativas. A análise é feita de forma idêntica à regressão linear estandardizada por mínimos quadrados. Esses coeficientes estimam a variação esperada no construto endógeno por cada ponto de variação no construto preditor.

Tanto a imagem como a empatia e o valor percebido não mostraram ter influência direta significativa na satisfação dos clientes residenciais da EDP Distribuição, quer a nível de significância estatística quer a nível da dimensão do valor do coeficiente estimado. Somente a qualidade percebida apresenta impacto direto relevante na satisfação dos clientes, em que, por cada ponto de variação na qualidade percebida espera-se um incremento de 0.787 pontos na satisfação. A satisfação mostra impactos diretos relevantes e significativos nos seus construtos consequentes, lealdade e reclamações.

Além desses efeitos diretos entre as variáveis é importante analisar também os efeitos indiretos via variáveis mediadoras. A soma dos efeitos diretos com os indiretos fornece o efeito total de uma variável em outra.

Esses efeitos totais podem ser observados na Tabela 6, verificando-se agora, algum efeito, embora não muito acentuado, na empatia sobre a satisfação (0.261).

Tabela 6 - Efeitos Totais

	Empatia	Lealdade	Qualidade	Reclamações	Satisfação	Valor
Empatia		0.127556***	0.303103***	0.190673***	0.260542***	0.452040***
Imagem	0.468468***	0.081179	0.141994***	0.065582	0.089613	0.211766***
Lealdade						
Qualidade		0.389127***		0.581676***	0.794820***	0.143309***
Reclamações		-0.045851				
Satisfação		0.489579***		0.731833***		
Valor		0.025954		0.038796	0.053012	

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

A análise da significância foi feita recorrendo a estimativas *bootstrap*. No entanto, as estimativas *bootstrap* dependem dos dados e podem não ser válidas para novos dados, o que significa que os valores de prova não podem ser interpretados na forma usual como uma probabilidade na população. O valor de prova das estimativas *bootstrap* diz respeito à probabilidade de um resultado de uma diferente subamostra ser coletada a partir dos dados da amostra. Isso significa que estimativas significantes podem ser insuficientes e não válidas no que diz respeito à capacidade preditiva do modelo (validade preditiva), ou seja, as estimativas obtidas para os parâmetros do modelo estrutural poderão não ser capazes de prever corretamente, a partir de novos dados provenientes da mesma população de interesse, as variáveis latentes endógenas do modelo. Torna-se necessário definir índices de qualidade e de validação do modelo.

A qualidade do ajustamento é avaliada pelos coeficientes de determinação R^2 que medem a percentagem de variabilidade das variáveis endógenas explicada pelas variáveis exógenas, isto é, a precisão preditiva do modelo (Chin, 1998). Esta medida de qualidade de ajustamento é compatível com o objetivo primário do PLS que é a previsão. Valores de 0.75 são considerados substanciais, de 0.50 moderados e de 0.25 fracos (Hair, Ringle, & Sarstedt, 2011). Esses valores deverão ser de, pelo menos, 0.1 (Falk & Miller, 1992).

Para avaliar a capacidade preditiva do modelo, além da avaliação dos valores dos coeficientes de determinação R^2 que avaliam a precisão preditiva, a relevância ou validade preditiva do modelo deve ser avaliada por recurso à estatística Q^2 de Stone-Geiser (Stone, 1974; Geisser, 1975).

Um modelo com relevância preditiva consegue prever com precisão os valores dos indicadores de construtos endógenos de modelos reflexivos (Hair et al., 2013). Esta estatística obtém-se geralmente a partir da aplicação de um algoritmo de validação cruzada, denominado *blindfolding* (Chin, 2010). Neste algoritmo, porções dos dados são omitidos e validados de forma cruzada com as estimativas obtidas a partir dos dados restantes. O processo é repetido, sucessivamente, com um diferente conjunto de dados omitidos, até terem todos os dados sido processados.

A estatística Q^2 de Stone-Geiser é geralmente considerada mais informativa que o R^2 e o AVE, visto não ser afetada pelo viés natural que ocorre quando a avaliação é feita nos mesmos dados que foram usados para estimar os parâmetros do modelo, ultrapassando o problema de sobreajustamento que pode ocorrer. Um $Q^2 > 0$ sugere um modelo com relevância preditiva. Quanto maior o valor maior a relevância preditiva. Valores de 0.02, 0.15 e 0.35 indicam relevância pequena, média ou grande respectivamente (Hair et al., 2013). Pelo contrário, um $Q^2 < 0$ sugere um modelo com fraca capacidade preditiva.

Dois abordagens para o cálculo da estatística Q^2 têm sido utilizadas, a cv-comunalidade e a cv-redundância (cross-validated communality e cross-validated redundancy) (Fornell & Cha, 1994; Chin, 2010).

A cv-comunalidade mede a capacidade do modelo de prever as variáveis manifestas a partir dos *scores* das suas variáveis latentes, sendo um indicador da qualidade do modelo de medida para cada variável latente. Trata-se de uma espécie de validação cruzada do R^2 entre as variáveis manifestas e a correspondente variável latente (Tenenhaus, Vinzi, Chatelin, & Lauro, 2005; Duarte & Raposo, 2010).

A cv-redundância mede a capacidade do modelo prever as variáveis manifestas endógenas a partir das variáveis latentes exógenas respetivas, sendo um indicador da qualidade do modelo estrutural. Trata-se de uma espécie de validação cruzada do R^2 entre as variáveis manifestas e todas as variáveis manifestas associadas com as variáveis latentes que explicam essa variável endógena, usando o modelo estrutural estimado (Tenenhaus et al. 2005; Duarte & Raposo, 2010).

Os valores de R^2 obtidos variaram desde cerca de 0.092 para a qualidade percebida, valor de efeito muito fraco, até 0.612 para a satisfação, valor de efeito moderado (Tabela 7). Este último valor representa um efeito satisfatório do modelo na explicação da satisfação dos clientes da EDP Distribuição, isto é, o modelo explica cerca de 61% da satisfação dos clientes, com 39% da satisfação explicada por outras variáveis não consideradas no modelo. Para além da satisfação, o modelo só explica de forma moderada as reclamações cujo valor obtido aponta para cerca de 53.6% de variância explicada.

Tabela 7 - R^2 , Redundância e Índices de validação cruzada

	R^2	Redundância	cv-comunalidade	cv-redundância
Empatia	0.219462	0.159695	0.534228**	0.153685*
Imagem			0.684575**	
Lealdade	0.259142	0.223937	0.493850**	0.213767*
Qualidade	0.091872	0.064610	0.711456**	0.062943
Reclamações	0.535580	0.418028	0.763956**	0.415992**
Satisfação	0.611979	0.435523	0.707690**	0.433042**
Valor	0.222991	0.166425	0.740762**	0.167123*

*relevância média

**relevância grande

Na Tabela 7, além dos valores de R^2 é possível também observar a redundância de cada uma das variáveis latentes endógenas. A redundância de cada variável latente endógena faz a ligação entre a

capacidade preditiva do modelo de medida com o modelo estrutural. Mede a percentagem de variabilidade nos indicadores da variável latente endógena explicada pelas suas variáveis latentes exógenas. A fórmula é dada pela expressão para o construto endógeno ξ_j :

$$Redundância_j = Comunalidade_j \times R^2(\xi_j, \xi_{q:\xi_q \rightarrow \xi_j})$$

Sendo $R^2(\xi_j, \xi_{q:\xi_q \rightarrow \xi_j})$ o coeficiente de determinação da variável endógena ξ_j . Os valores de redundância obtidos não alteram de forma significativa a avaliação feita a partir dos coeficientes de determinação R^2 .

Os resultados dos índices de validação cruzada, em especial a cv-redundância, visto esta medida do Q^2 (ao contrário da cv-comunalidade) incluir o modelo estrutural na previsão dos dados, apontam no mesmo sentido do R^2 e da redundância calculados anteriormente (Tabela 7). Todos os valores estão acima do zero, providenciando suporte à capacidade preditiva do modelo para as seis variáveis endógenas, com destaque para as dimensões satisfação e reclamações, em que os valores são relevantes, seguidas das dimensões lealdade, valor e empatia com valores médios. A capacidade preditiva da variável qualidade é a mais fraca, atestada pelos fracos valores de R^2 , redundância e cv-redundância (Tabela 7).

Para avaliar, de forma global, o modelo recorreu-se a um critério global de ajustamento proposto por Tenenhaus, Amato, & Vinzi (2004), denominado índice de bondade de ajustamento, GoF (Duarte & Raposo, 2010). Representa a média geométrica entre a média ponderada das comunalidades e a média dos coeficientes de determinação R^2 :

$$GoF = \sqrt{\frac{\sum_{q:n_q>1} n_q \times Comunalidade_q}{\sum_{q:n_q>1} n_q} \times \frac{\sum_{j=1}^{J_1} R^2(\xi_j, \xi_{q:\xi_q \rightarrow \xi_j})}{J_1}}$$

Este índice, GoF, tem uma interpretação semelhante ao do teste do χ^2 dos modelos CB-SEM, permitindo avaliar o modelo PLS-SEM globalmente, por levar em consideração o desempenho do modelo em ambas as suas componentes, de medida e estrutural. As variáveis latentes com um só indicador não deverão ser usadas neste cálculo, visto a comunalidade ser um (Tenenhaus *et al.*, 2005).

O seu valor varia entre zero e um, sendo tanto melhor o ajustamento quanto maior o seu valor. O seu valor não é diretamente calculado pelo *software* SmartPLS, pelo que o seu cálculo foi realizado manualmente a partir dos *outputs* fornecidos. Este índice é considerado grande se maior que 0.36, médio se maior que 0.25 e baixo se maior que 0.1 (Wetzels, Odekerken-Schroder, & van- Oppen, 2009). O valor obtido foi $GoF = 0.459$, o que significa que o modelo possui uma grande capacidade explicativa.

5 RESULTADOS

Os índices das variáveis latentes obtidos pelo modelo proposto ISCFEE foram produzidos numa escala de 1 a 10, estabelecendo-se, em termos de interpretação, a seguinte subdivisão: percepção negativa (índices inferiores a 4); percepção neutra (índices compreendidos entre 4 e 6); percepção positiva (índices compreendidos entre 6 e 8); percepção muito positiva (índices superiores a 8).

O modelo final estimado com os *loadings* do submodelo de medida, os fatores de impacto e os índices do submodelo estrutural, encontram-se representados na Figura 6, valores estes que permitem identificar as variáveis manifestas sobre as quais se deverá atuar com vista a incrementar a satisfação e lealdade do cliente.

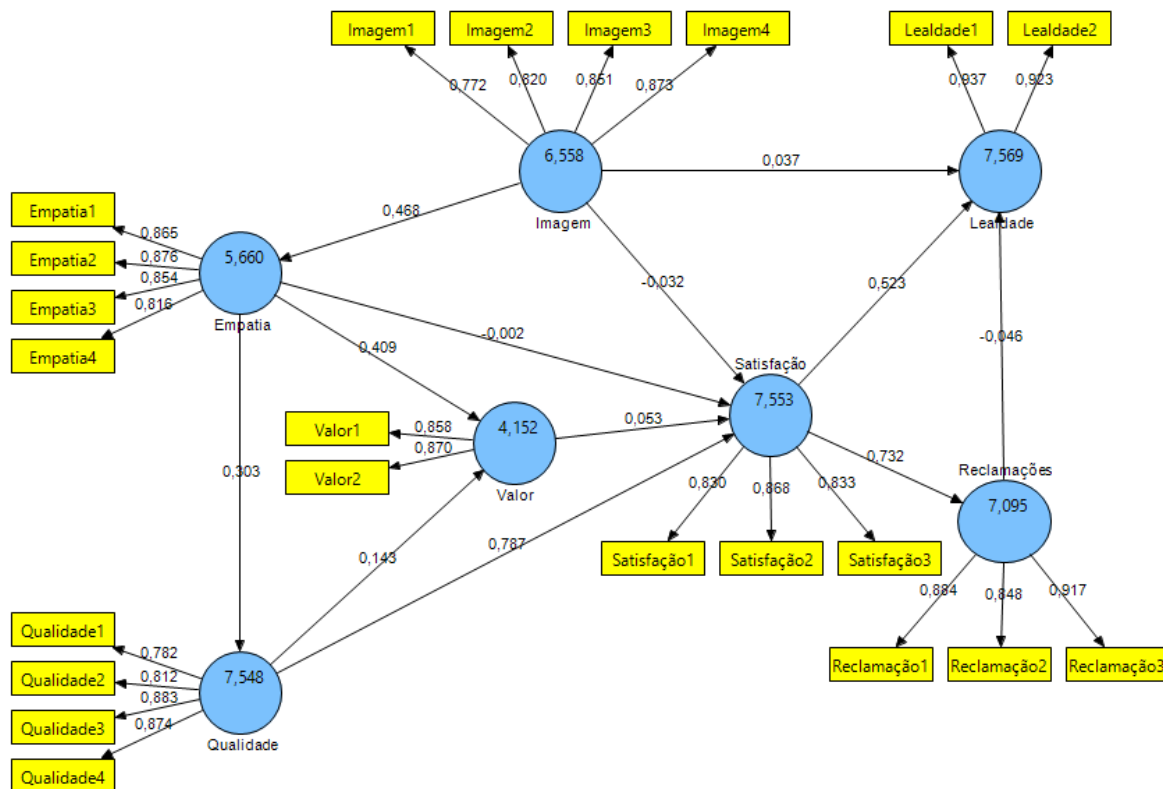


Figura 6 – Modelo ISCFEE

Fonte: Aplicação do *software* PLS SEM à base de dados recolhida.

Os índices obtidos para cada variável, embora não atingindo os oito pontos para serem considerados de percepção muito positiva, a qualidade de serviço, a satisfação e a lealdade ficaram muito próximos. De percepção positiva, obtiveram-se as reclamações e a imagem; de percepção neutra, a empatia e o valor.

Para efeitos comparativos com o modelo ECSI Portugal 2012, os índices deste último foram reescalados para valores de 1 a 10. Os valores de dimensões fundamentais como qualidade, lealdade, reclamações e satisfação, mostram uma melhoria das mesmas, com exceção da imagem e do valor cujos valores pioraram (

Tabela 88).

Tabela 8 - Índices das variáveis latentes dos modelos ISCFEE e ECSI Portugal

	Modelo Proposto	ECSI Portugal 2012	ECSI Portugal 2012 (valores reescalados para 1 a 10)
Empatia ou Expectativa	5.660 (Empatia)	7.06 (Expectativa)	7.354 (Expectativa)
Imagem	6.558	7.37	7.633
Lealdade	7.569	6.24	6.616
Qualidade	7.548	7.14	7.426
Reclamações	7.095	6.64	6.976
Satisfação	7.553	6.88	7.192
Valor	4.152	5.23	5.707

Fonte: elaboração própria com base no output da análise de dados.

A comparação entre os coeficientes de impacto do modelo ISCFEE e ECSI Portugal 2012 encontram-se na Tabela 9, com destaque para o impacto da qualidade sobre a satisfação que quase duplicou no modelo proposto, o que explica, em parte, a subida da percepção da dimensão central do modelo, a satisfação.

Tabela 9 - Coeficientes de impacto dos modelos ISCFEE e ECSI Portugal

	Modelo proposto	ECSI Portugal 2012
Empatia (Expectativa) -> Qualidade	0.303***	0.68
Empatia (Expectativa) -> Satisfação	-0.002	0.06
Empatia (Expectativa) -> Valor	0,409***	0.15
Imagem -> Empatia (Expectativa)	0.468***	0.65
Imagem -> Lealdade	0.037	0.08
Imagem -> Satisfação	-0.032	0.28
Qualidade -> Satisfação	0.787***	0.40
Qualidade -> Valor	0.143***	0.49
Reclamações -> Lealdade	-0.046	0.13
Satisfação -> Lealdade	0.523***	0.62
Satisfação -> Reclamações	0.732***	0.61
Valor -> Satisfação	0.053	0.19

6 CONCLUSÕES

Um serviço deve ser iniciado tendo como objetivo oferecer qualidade ao cliente e ser finalizado avaliando a percepção que o cliente teve da prestação do serviço. A qualidade deve ser refletida em todas as atividades da empresa, não apenas nos seus serviços. O cliente relaciona-se com toda a estrutura da empresa e as tarefas servem de apoio à prestação dos serviços, portanto a qualidade deve estar presente em todas as atividades. A qualidade também exige compromisso total da gestão e dos colaboradores. Só haverá qualidade se todos os funcionários da empresa e dos prestadores de serviços externos estiverem treinados, motivados e dispostos a colaborarem com a melhor forma de atender os clientes.

A qualidade exige parceiros de alta competência. Qualquer empresa que queira prestar serviços de qualidade, deve selecionar parceiros que também ofereçam serviços de qualidade, pois o serviço prestado pode ser modificado de forma positiva ou negativa por intervenção dos parceiros. A qualidade pode sempre ser melhorada. A empresa deve observar a melhoria contínua nas suas atividades por meio do Lean ou de outras ferramentas de melhoria contínua para introdução e ajustamentos nas atividades por toda a empresa. O uso de *benchmarking* também é um exemplo de como se pode copiar, aperfeiçoar e adequar as melhores práticas de outras organizações às atividades internas e externas, a fim de ampliar o padrão de qualidade oferecido aos clientes.

Desta forma, torna-se imprescindível o desenvolvimento de modelos explicativos de satisfação do cliente adequados, para que a empresa possa gerir da melhor forma o serviço prestado e incrementar a satisfação e lealdade dos clientes.

Neste estudo, foi desenvolvido e validado um novo modelo estrutural de satisfação do cliente, o modelo ISCFEE, cuja construção foi baseada no modelo ECSI Portugal, adaptado ao setor da distribuição de energia em Portugal. O modelo possui como variáveis latentes antecedentes: a imagem, a empatia, a qualidade percebida e o valor, com a variável central satisfação e as variáveis latentes consequentes: reclamações e lealdade.

O modelo ISCFEE foi validado por meio dos dois sub-modelos que o compõe: o chamado modelo de medida e o modelo estrutural que permite afirmar que o modelo é adequado para medir a qualidade de serviço e a satisfação dos clientes.

O modelo cumpriu os pressupostos de estabelecer os impactos sobre as variáveis de medida e latentes e gerar índices comparáveis com o modelo ECSI Portugal e verificou-se que os valores de dimensões fundamentais como a qualidade, a lealdade, as reclamações e a satisfação, exibiram índices superiores relativamente aos obtidos com o ECSI Portugal. No entanto, verificou-se que existem três variáveis latentes que necessitam de atenção especial por parte da empresa, dado duas estarem na zona neutra: o valor, a empatia e também a imagem que, apesar de ter seu índice de percepção positiva, seu valor reduziu substancialmente face ao modelo ECSI Portugal. Constatou-se que a qualidade de serviço tem um impacto significativo na satisfação e a satisfação tem um impacto significativo na lealdade e nas reclamações.

Estes resultados permitem que a empresa tome a devida atenção para os indicadores com valores de impacto abaixo do esperado e sobre quais variáveis sua atenção deve ser canalizada.

7 LIMITAÇÕES

Como o estudo se limitou somente aos telefones da rede fixa de clientes residenciais, em pesquisa futuras, sugere-se incluir também os clientes com telefone móvel, pois atualmente, muitas residências não têm telefone fixo.

Futuramente seria interessante analisar este tipo de modelo, não assumindo somente associações lineares entre as variáveis latentes, mas permitindo também associações não lineares entre as mesmas. Isso poderá ser feito relaxando as assunções de linearidade dos modelos CB-SEM e PLS-SEM.

Sugere-se ainda, a replicação deste estudo junto a uma amostra mais ampla da população em termos demográficos, bem como um estudo longitudinal, no sentido de monitorização dos indicadores em estudo. Ainda, a comparação com outros concorrentes, permitiria a adaptação de estratégias e programas por parte da EDP Distribuição, no sentido de aumentar a satisfação relativa dos consumidores.

REFERÊNCIAS

- Barclay, D., Thompson, R., & Higgins, C. (1995). The partial least squares (PLS) approach to causal modeling: Personal computer adoption and use as an illustration. *Technology Studies*, 2(2), 285-309.
- Carmines, E. G., & Zeller, R. A. (1979). Reliability and validity assessment, 07-017, *Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Chin, W. W. (1998). *The partial least squares approach to structural equation modeling*. In G. A. Marcoulides (Ed.). *Modern methods for business research* (pp. 295-336). New Jersey: Lawrence Erlbaum.
- Chin, W. W. (2010). *Bootstrap Cross-Validation Indices for PLS Path Model Assessment*. In V. Esposito Vinzi, W. W. Chin, J. Henseler, & H. Wang, eds., *Handbook of partial least squares: Concepts, methods, and applications*. *Handbooks of Computational Statistics*, Berlin: Springer, pp 83-98.
- Duarte, P., & Raposo, M. (2010). *A PLS Model to Study Brand Preference: An Application to the Mobile Phone Market*. In V. Esposito Vinzi, W. W. Chin, J. Henseler, & H. Wang (Ed.). *Handbook of partial least squares: Concepts, methods, and applications*. *Handbooks of Computational Statistics*, Berlin: Springer, pp 449-486.
- Enders, C. K. (2001). A primer on maximum likelihood algorithms available for use with missing data. *Structural Equation Modeling*, 8, 128-141.

- Falk, R. F., & Miller, N. B. (1992). *A primer for soft modeling*. Ohio: The University of Akron Press.
- Fornell, C., & Larcker, D. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18, 39-50.
- Fornell, C. (1992). A National Customer Satisfaction Barometer: The Swedish Experience. *Journal of Marketing*, 56(1), 6-21.
- Fornell, C., & Cha, J. (1994). *Partial least squares*. In R. Bagozzi (Ed.). *Advanced methods of marketing* (pp. 52-78). Cambridge: Blackwell.
- Geisser, S. (1975). The predictive sample reuse method with applications. *Journal of the American Statistical Association*, 70(350), 320-328.
- Hair, J. F. Jr., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1998). *Multivariate data analysis* (5th ed.). London: Prentice Hall International.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a Silver Bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139-152.
- Hair, J. F. Jr., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2013). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Sage Publications, Inc.
- Hsu, S., Chen, W., & Hsieh, M. (2006). Robustness testing of PLS, LISREL, EQS and ANN-based SEM for measuring customer satisfaction. *Total Quality Management & Business Excellence*, 17(3), 355-372.
- Johnson, M. D., Gustafsson, A., Andreassen, T. W., Lervik, L., & Cha, J. (2001). The Evolution and Future of National Customer Satisfaction Index Models. *Journal of Economic Psychology*, 22(2), 217-245.
- Jöreskog, K. G. (1970). A general method for the analysis of covariance structures. *Psychometrika*, 34, 183-202.
- Jöreskog, K. G. (1973). *A general method for estimating a linear structural equation system*. In A. S. Goldberger, & O. D. Duncan (Ed.). *Structural equation models in the social sciences* (pp. 85-112). New York: Seminar.
- Keesling, J. W. (1972). *Maximum likelihood approaches to causal flow analysis*. Unpublished doctoral dissertation, University of Chicago.
- Little, R. J. A., & Rubin, D. B. (1987). *Statistical analysis with missing data*. New York: Wiley.
- Ringle, C. M., Wende, S., & Will, S. (2005) *A. SmartPLS 2.0 (M3)*. Retrieved from www.smartpls.de, Hamburg
- Rubin, D. B. (1976). Inference and missing data. *Biometrika*, 63, 581-592.
- Stone, M. (1974). Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions. *Journal of the Royal Statistical Society*, 36(2), 111-147.

Tenenhaus, M., Amato, S., & Vinzi, V. E. (2004). *A global goodness-of-fit index for PLS structural equation modelling*. Proceedings of the XLII SIS Scientific Meeting, Vol. Contributed Papers, CLEUP, Padova, pp. 739742.

Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational Statistics and Data Analysis*, 48, 159-205.

Vilares, M., & Coelho, P. (2011). *Satisfação e lealdade do cliente* (2th ed.), Escolar Editora.

Vinzi, V. E., Trinchera, L., & Amato S. (2010). *PLS Path modeling: From foundations to recent developments and open issues for model assessment and improvement*. In V. Esposito Vinzi, W. W. Chin, J. Henseler, & H. Wang (Ed.). *Handbook of partial least squares: Concepts, methods, and applications*. Handbooks of Computational Statistics, Berlin: Springer, pp. 47-82.

Wertz, C., Linn, R., & Jöreskog, K. (1974). Intraclass reliability estimates: Testing structural assumptions. *Educational and Psychological Measurement*, 34(1), 25-33.

Wetzels, M., Odekerken-Schroder, G., & van Oppen, C. (2009). Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical illustration. *MIS Quarterly*, 33(1), pp. 177-196.

Wiley, D. E. (1973). *The identification problem for structural equation models with unmeasured variables*. In A. S. Goldberger, & O. D. Duncan (Ed.). *Structural equation models in the social sciences* (pp. 69-83). New York: Seminar.

Wold, H. (1980). Model construction and evaluation when theoretical knowledge is scarce: Theory and application of partial least squares. In J. Kmenta, & J. B. Ramsey Ed.). *Evaluation of Econometric Models*, pp. 47-74, Academic Press/National Bureau of Economic Research.

Wold, H. (1981). *The fix-point approach to interdependent systems*. Amsterdam: North Holland.

Todos os autores contribuíram para a realização deste trabalho.