

Aplicação de técnicas estatísticas multivariadas na análise da gestão de indicadores de desempenho de redes de acesso fixo de comunicação em banda larga

Application of multivariate statistical techniques in the analysis of performance indicators management of broadband communication fixed access networks

DOI:10.34117/bjdv8n12-213

Recebimento dos originais: 14/11/2022

Aceitação para publicação: 20/12/2022

André Pedro Fernandes Neto

Doutor em Ciências da Computação e Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Instituição: Universidade Federal Rural do Semi-árido

Endereço: Rua João da Escócia, 1727, CEP: 59607-330, Alphaville, Lote K1 22, Mossoró - RN, Brasil

E-mail: andrepedro@ufersa.edu.br

Gutemberg Soares da Silva

Doutor em Engenharia Elétrica e Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Instituição: Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Endereço: Rua Miguel Barra, 800, CEP: 59014-590, Tirol, Natal - RN, Brasil

E-mail: guttembbergue@gmail.com.br

Fred Sizenando Rossiter Pinheiro

Doutor em Ciências de Saúde pela Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Instituição: Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Endereço: Rua Pastor Jerônimo Gueiros, 1265, CEP: 59020-660, Tirol, Natal - RN

E-mail: fredrossiter@uol.com.br

Teófilo Câmara Mattozo

Doutor em Engenharia Elétrica e Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Instituição: Instituição Universidade Estadual do Rio Grande do Norte

Endereço: Rua Dr. João Chaves, 940, CEP: 59020-310, Tirol, Natal - RN

E-mail: mattozo@oi.com.br

José Alfredo Ferreira Costa

Doutor em Engenharia Elétrica e Computação pela Universidade Estadual de Campinas

Instituição: Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Endereço: Rua Nival Câmara, CEP: 59020-630, Tirol, Natal - RN, Brasil

E-mail: jafcosta@gmail.com

RESUMO

A demanda por acesso a serviços de telecomunicação é sempre crescente, sobretudo a que necessita de infraestrutura de banda larga, em que há competição entre redes e plataformas de serviços, contribuindo para alavancar transformações na economia, na sociedade e na vida humana, decorrentes de inúmeras inovações tecnológicas que ensejaram a proliferação de serviços como internet, comunicações móveis e fixas de alta velocidade. Como resultado da grande competição neste mercado, as empresas buscam encontrar formas diferenciadas de conseguir novos clientes, além de não perder para concorrência os de sua base. As empresas de telecomunicações iniciaram na década de 2000, um processo de comercialização de internet banda larga com um produto de valor agregado à telefonia fixa, o Asymmetric Digital Subscriber Line (ADLS). Este estudo aplicou métodos de seleção de variáveis, por meio de técnicas de análise multivariada de dados, com propósito de avaliar as relações dos indicadores de qualidade de serviço com a taxa de abandono (Churn). Os resultados obtidos permitem sugerir a aplicabilidade dos indicadores de qualidade na gestão da manutenção, bem como a possibilidade de obtenção de ganhos econômicos reais para as prestadoras de serviço de telecomunicações com a utilização destes métodos analíticos e como suporte para adoção de estratégias de gestão de ativos operacionais.

Palavras-chave: banda larga, medição de desempenho, qualidade de serviço, taxa de abandono (Churn), análise de dados multivariada, mineração de dados.

ABSTRACT

The demand for access to telecommunications services is always growing, especially those requiring broadband infrastructure, in which there is competition between networks and services platforms, contributing to leverage transformations in the economy, society and human life, resulting from numerous technological innovations that allowed the proliferation services such as internet, mobile communications and high-speed fixed and mobile connections. As a result of the great competition in this market, companies seek to find different ways to get new customers, in addition to not losing their base to competition. In the 2000s, telecommunications companies began a process of commercializing broadband internet with a product that added value to fixed telephony, the Asymmetric Digital Subscriber Line (ADLS). This study applied methods of selection of variables, through techniques of multivariate analysis of data with the purpose of evaluating the relationship of the quality of service indicators with the dropout rate (Churn). The results obtained allow us to suggest the applicability of quality indicators in maintenance management, as well as the possibility of obtaining real economic gains for telecommunication service providers with the use of these analytical methods in their operational asset management strategies.

Keywords: broadband, performance measurement, quality of service, abandon rate (Churn), multivariate data analysis, data mining.

1 INTRODUÇÃO

Um recurso tecnológico protagonista e revolucionário da sociedade pós-industrial é a Internet, a rede mundial de computadores. Pereira e Biondi (2013) afirmam que Internet mudou, em definitivo, a forma como a informação circula, as relações

econômicas, alterando radicalmente o funcionamento do mercado de comunicação e a forma das pessoas se relacionarem e se comunicarem. Atualmente o acesso à Internet se dá, principalmente pelos serviços de Banda Larga (BL) e de Telefonia Móvel (TM), tornando-se um mecanismo fundamental para a dinâmica da vida contemporânea. O número de assinaturas dos serviços de BL fixa e móvel no Brasil tem demonstrado constante crescimento, com destaque, em sintonia mundial, para a predominância de BL móvel (ANATEL, 2020). A Agência Nacional de Telecomunicações (Anatel) designa o serviço de BL fixa como Serviço de Comunicação Multimídia (SCM) e o serviço de TM do Brasil como Serviço Móvel Pessoal (SMP) (NANIWA R. J, 2020).

Com um crescimento surpreendente, a banda larga deixou de ser a forma de acesso à internet predominantemente de instituições e um nicho de privilegiados, passando a ser um bem comum para sociedade, tendo as empresas de telecomunicações iniciado na década de 2000 um processo de comercialização de internet banda larga baseado em um produto de valor agregado à telefonia fixa, o **Asymmetric Digital Subscriber Line** (ADSL) e posteriormente as comunicações móveis. No cenário competitivo das operadoras de telecomunicações, a concorrência e o aumento dos custos, associados à atração de novos clientes, impuseram um desafio de reter clientes cada vez mais exigentes, fazendo com que as empresas alterem seu comportamento tático e estratégico empregado na prática de gerenciamento da taxa de abandono (*Churn*) (FERNANDES, 2007).

Diante de uma competição acirrada que as organizações enfrentam no provimento dos serviços, com negócios cada vez mais globalizados, a busca da máxima eficiência para seus ativos uma prioridade fundamental para seus gestores. A manutenção planejada de plantas tecnológicas, dentro do conceito de gestão de ativos, é certamente, o fundamento mais relevante na busca desta eficiência em todas as atividades técnicas da manutenção preventiva e preditiva. A gestão estratégica de ativos, contempla não somente as atividades de manutenção, mas envolve os resultados da organização, incluindo os diversos indicadores empresariais, integrando as áreas de marketing share, faturamento, custos, lucro, segurança operacional e de pessoas, entre outras (KARDEC e NASCIF, 2015).

O relacionamento entre indicadores de desempenho, qualidade e gestão da manutenção é relevante para o ambiente empresarial atual, incluídas nesse contexto as empresas prestadoras de serviços, vez que a formulação das estratégias, o planejamento operacional, a realizações das ações, os programas e processos de melhoria, além das

mudanças nas suas operações, iniciam-se na elaboração de métricas que possam monitorar os seus estágios de desenvolvimento (ARNETT, 2000).

A avaliação das taxas de abandono face aos métodos associados à gestão da manutenção dos serviços pode evidenciar um grande desafio, pois se por um lado devem ser garantidos níveis de satisfação que ensejam a fidelização do cliente, por outro são demandados gastos de tempo e dinheiro na procura de novos clientes. Essa pesquisa foi direcionada para comparar dois métodos de análises multivariados, tendo o objetivo de oferecer suporte decisório na gestão das áreas operacionais das prestadoras de serviços, por meio da análise de desempenho da qualidade de serviços versus a taxa de abandono. Assim foram analisados os dados de banda larga armazenados por uma empresa de telecomunicações, com o objetivo de encontrar relação entre os dados referentes à qualidade de serviço e a taxa de abandono (FERNANDES, 2007).

Um dos objetivos principais na aplicação das técnicas multivariadas é a expansão da habilidade explanatória do pesquisador com eficiência estatística e a possibilidade de abordar uma gama de questões teóricas e de gestão (HAIR, 2009). No presente trabalho, considerando a natureza característica da existência de múltiplas variáveis dependentes e questões inter-relacionadas, foram empregadas as técnicas de regressão linear múltipla e a análise fatorial. As ferramentas estatísticas multivariadas não apenas trabalham com uma diversidade de variáveis como fator fundamental no processo decisório, mas também oferecem um amplo elenco de opções em razão da multiplicidade das variáveis, incluindo as métricas e não métricas (RIBAS e VIEIRA, 2011). Para a realização dos testes e análises, foi empregada a ferramenta SPSS (Statistical Package for Social Sciences) largamente utilizado nas aplicações de análise de resultados de pesquisas na área de gestão e negócios (WAGNER *et al.*, 2004).

O artigo está dividido como a seguir. A seção 2 é dedicada revisão teórica abordando aspectos da prestação dos serviços, gestão da manutenção, indicadores de desempenho e a utilização das técnicas de análise de dados e a modelagem multivariada. Na Seção 3, são apresentados o método de elaboração do trabalho e os recursos estatísticos para o modelamento de dados. Na seção 4 são explorados e discutidos os resultados obtidos. Por fim, a Seção 5 traz as principais conclusões do trabalho e a expectativa de trabalhos futuros.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

A infraestrutura de transporte de uma rede de telecomunicações é segmentada em camada de acesso, agregação e comutação. A função da camada de acesso é interligar fisicamente os equipamentos de cliente aos equipamentos de operadora. O meio físico (pares de cobre ou fibra ótica) de acesso pode ser compartilhado por diversos clientes ou reservado para um único cliente. A camada de agregação interliga logicamente os equipamentos de cliente aos equipamentos de rede, denominados equipamentos de serviços, (que possuem interfaces lógicas dedicadas a cada cliente) que encaminham os fluxos originados ou terminados nos acessos de cliente. A comutação é a camada que responde pelos encaminhamentos dos fluxos originados ou terminados em acessos de clientes (EUSÉBIO, 2010).

Nas redes de telecomunicações públicas comutadas (PSTN) cada cliente utiliza um par de cobre e porto da unidade remota do equipamento de acesso da sua operadora. Para os serviços baseados em xDSL, os clientes utilizam o mesmo par de fios, que comporta vários fluxos FDM para voz e para outros serviços. Cada um destes fluxos de clientes pode contemplar um ou mais fluxos de pacotes (usualmente um por serviço, por exemplo, acesso a internet e outro para IPTV (EUSÉBIO, 2010).

A abordagem aqui utilizada para os indicadores de gestão, considera que os mesmos sejam definidos como parte integrante do modelo de gestão do negócio, podendo assim estruturar-se como uma relação entre duas variáveis, na forma de numerador e denominador, em que seus atributos e valores são factíveis de medição. Segundo Tachizawa *et al.* (2003), conceitualmente pode-se dizer que um modelo de gestão depende das medições, informações e análises. As medições precisam ser decorrentes da estratégia da organização, abrangendo os principais processos da oferta de serviços, bem como seus resultados. As informações necessárias para avaliação e melhoria do desempenho incluem, entre outras, as relacionadas com o cliente, o desempenho de produtos, as operações, o mercado, as comparações com as concorrentes ou referências de excelência, os fornecedores, os colaboradores e os aspectos financeiros e de custo.

Os indicadores de gestão da qualidade são utilizados com propósito de selecionar os objetivos e métricas relacionadas à medição da eficácia de uma organização, de modo que decisões importantes para a organização, sejam tomadas de uma forma científica. Geralmente representam uma relação matemática na qual mede atributos de um processo ou dos resultados empresariais, com o objetivo de comparar os valores advindos de eventos reais com as metas preestabelecidas. As características descritivas dos

indicadores de gestão podem se definidas como sendo uma relação matemática que resulta em medida quantitativa, identificando-se um estado do processo ou resultado desse e associando-se a metas numéricas pré-estabelecidas (FERNANDES, 2007).

No setor de telecomunicações onde a competição e a busca por cliente remete a uma questão de sobrevivência, a atividade de manutenção é considerada estratégica para estas organizações. A ausência desta visão resulta em perdas e redução do lucro, afetando clientes, funcionários, investidores e a sociedade. A taxa de *churn*, também conhecida taxa abandono, é a métrica que indica quanto uma empresa perdeu de clientes em um determinado período geralmente em favor de um concorrente. Essa é uma taxa muito importante para as empresas e deve ser acompanhada regularmente para verificar a saúde de um negócio (IKEDA, 2006). O termo em uma tradução livre para o português, quando correlata ao ambiente das empresas de telecomunicações, causa exatamente o que o verbo quer dizer: uma grande “agitação” dos clientes no mercado, provocando troca de empresa a todo o momento, o que, por sua vez, levam as empresas a se “mobilizarem” em busca de novas formas de manter seus clientes no seu negócio, ao mesmo tempo em que buscam seduzir os clientes da concorrência (FERREIRA, 2005).

Alguns fatores de influência são correlacionados positivamente com a manutenção de clientes, entre os quais, Venetis e Ghauri (2004) e Ganesh *et al.* (2000) destacam: a qualidade de serviços prestados aos clientes; a sua satisfação e a sua lealdade, além do tratamento dado pelos funcionários aos clientes. Para Neslin *et al.* (2006), uma forma de gerenciar o *churn* é prever quais clientes tem mais probabilidade de abandonar o relacionamento com a empresa e trabalhar com os mesmos a fim de tentar evitar a ocorrência desse rompimento. Para isso, é preciso que a empresa seja capaz de realizar este tipo de previsão e identificação, buscando reter os clientes que provavelmente se desligarão, considerando quais destes são os que, de fato, geram valor suficiente para a empresa e justifiquem o investimento em ações de retenção.

Nos últimos anos as atividades de manutenção de serviços, tem passado por muitas mudanças que incluíram a gestão como fator indispensável para alcançar os melhores resultados para a manutenção e para a empresa como um todo. O conceito atual da missão da manutenção envolve a garantia da disponibilidade dos equipamentos e das instalações de modo a atender a um processo produtivo ou serviço com confiabilidade, segurança, preservação do meio ambiente e custo adequado (KARDEC e NASCIF, 2015).

Existe uma grande diversidade de denominações das formas de atuação da manutenção sendo os principais tipos explicitados na NRB 5462 (ABNT, 1994), como manutenção corretiva, preventiva ou preditiva. Os diversos tipos de manutenção podem ser também considerados como políticas ou estratégias de manutenção, desde que a sua aplicação seja o resultado de uma atuação gerencial da organização baseada em dados técnico-econômicos (KARDEC e NASCIF, 2015). Em Fernandes (2007) é apresentada uma classificação de acordo com o tipo de intervenção que se faz no serviço ou instalação. Assim são identificadas manutenção corretiva, preventiva baseada no tempo, preventiva baseada em condição ou preditiva e manutenção de melhoria, com as suas definições descritas a seguir :

- Manutenção corretiva - intervenção decorrente de uma falha, quebra ou mau funcionamento. Um serviço exige manutenção corretiva quando é necessário intervir no mesmo porque interrompeu ou degradou sua função;
- Manutenção preventiva baseada em tempo - intervenção feita a intervalos regulares de tempo corrido (por exemplo, semanas) ou de funcionamento (por exemplo, horas trabalhadas). Em inglês conhecida como TBM (time based maintenance);
- Manutenção preventiva baseada em condição ou preditiva – intervenção feita de acordo com o acompanhamento de determinados parâmetros do serviço (por exemplo, medição de desgaste ou elevado grau de degradação no serviço). Em inglês conhecida como CBM (condition based maintenance);
- Manutenção de melhoria - intervenção feita para alterar as condições de um serviço com o objetivo de aumentar o seu rendimento, a qualidade dos produtos processados ou melhorar algum parâmetro operacional.

Com objetivo de intervir cada vez menos na planta, as práticas de manutenção preditiva e o monitoramento da condição de equipamentos do processo, são cada vez mais utilizadas. O mesmo acontece com referência à manutenção corretiva não planejada, que se torna indicador da ineficácia da manutenção. O estado da arte em manutenção pelas empresas de classe mundial privilegia a interação entre as áreas de engenharia, manutenção e operação como fator de garantia de metas de desempenho para indicadores de gestão. Neste contexto o enfoque nos resultados empresariais, razão principal para alcance da competitividade necessária a sobrevivência da empresa, é obtido por meio de

esforços conjuntos integrados pela sistemática de gestão de ativos (KARDEC e NASCIF, 2015).

Os indicadores de qualidade e as medidas que fazem parte do universo da gestão da qualidade, possibilitam o incessante aprimoramento das prestadoras de serviço, que a todo instante são impelidas alterar suas sistemáticas e procedimentos na tentativa de atender a satisfação desejada do cliente (FITZSIMMONS, 2004). O gerenciamento de serviços exige que as operadoras de telecomunicações meçam a performance fim-a-fim de serviços e avaliem as ocorrências na rede, incluindo a qualidade geral de cada serviço e o impacto de negócios em um conjunto particular de cliente.

Para Nasser (2022), existem basicamente dois tipos básicos de soluções voltadas à Gerência de Serviços: Gerência de Falhas com Visão de Serviços, que tilizam o artifício de árvores de serviço para suportar a análise de impacto no serviço, bem como a análise da causa-raiz das falhas e a Gerência de Qualidade de Serviços, que utiliza indicadores de performance e de qualidade, coletados diretamente junto à rede ou via interfaces com outros sistemas operacionais. As duas abordagens são complementares, sendo a segunda mais abrangente, contemplando falhas na rede que afetam serviços e que podem ser traduzidas em indicadores de disponibilidade. Na Tabela 2 são descritos a seguir os indicadores de internet banda larga utilizados nas empresas de telecomunicações, que neste trabalho são associados à caracterização das variáveis dependentes e independente.

Tabela 2: Caracterização das variáveis dependente e independente

Indicador	Formula dos Indicadores	Valores	Tipo de Variável
TAXA PREVENTIVA	$\frac{\sum \text{dos Reparos Preventivos}}{\sum \text{dos Reparos Corretivos do Mês Anterior}}$	%	Independente
TAXA DE ABANDONO	$\frac{\text{Quantidade de Retiradas} \times 100}{\text{Base em Serviço do Mês Anterior}}$	%	Dependente
IGT	$\frac{\text{Reparos Aberto nos últimos 30 dias} \times 100}{\text{Total de Instalação Realizadas nos Últimos 30 dias}}$	%	Independente
TEMPO MEDIO REPARO	$\frac{\sum \text{Tempos de Reparo no mês}}{\text{Base de Terminais Reclamados no mês}}$	%	Independente
IPGC	$\frac{\text{Instal. Executados em até 3 dias corridas} \times 100}{\text{Total de Instalação no Período}}$	%	Independente
RPAV	$\frac{\text{Reparos Executados no Prazo (4 h)} \times 100}{\text{Total de Reparos no Mês}}$	%	Independente
RPDC	$\frac{\text{Reparos Executados no Prazo (8 h)} \times 100}{\text{Total de Reparos no Mês}}$	%	Independente
RPT	$\frac{\text{Reparos Executados no Prazo} \times 100}{\text{Total de Reparos no Mês}}$	%	Independente
RRAV	$\frac{\text{Reparos Reincidente} < 90 \text{ dias Alto V.} \times 100}{\text{Total de Reparos no Mês}}$	%	Independente
RRDC	$\frac{\text{Reparos Reincidente} < 90 \text{ dias D. C.} \times 100}{\text{Total de Reparos no Mês}}$	%	Independente
RRT	$\frac{\text{Reparos Reincidente} < 90 \text{ dias} \times 100}{\text{Total de Reparos no Mês}}$	%	Independente
TAXA DE REPARO	$\frac{\text{Quantidade Reparos em 30 dias} \times 100}{\text{Base em Serviço Mês}}$	%	Independente
TEMPO DE INSTALAÇÃO	$\frac{\sum \text{Tempos de Instalação no mês}}{\text{Base de Terminais instalados no mês}}$	%	Independente

Fonte: Elaborada pelos autores

O avanço das tecnologias de informação (TI) bem como seu uso nas organizações proporcionou o armazenamento e acesso a grandes volumes de dados, criando uma excelente oportunidade para obtenção de conhecimento útil. Tais procedimentos evidenciam a necessidade de uma abordagem sistemática e centrada no processo de preparação de dados, que permite aumentar a confiança nos resultados da análise dos dados (COSTA *et al.*, 2014). O processo de descoberta de conhecimento em base de dados pode ser dividido em três etapas: Pré-processamento, Mineração de Dados e Pós-processamento (GOLDSCHMIDT *et al.*, 2005). A etapa de pré-processamento compreende as funções relacionadas à captação, organização e ao tratamento de dados. Nesta etapa, são preparados os dados para etapa subsequente de mineração onde é realizada a busca efetiva por conhecimentos úteis no contexto da pesquisa. A etapa de pós-processamento abrange o tratamento do conhecimento obtido na mineração dos dados (COSTA *et al.*, 2014).

É crescente a necessidade da utilização das técnicas de análise de dados e a modelagem multivariada em função de aspectos como o aprimoramento das técnicas de pesquisas e de levantamento de dados, que possibilitam a geração de bases com relevância amostral e o desenvolvimento de pacotes computacionais que permitem a

inclusão de uma grande quantidade de dados (observações e variáveis) que enseja a elaboração de modelos com rapidez e precisão (FÁVERO *et al.*, 2009)

A utilização de modelagens adequadas para análises de decisões tem proporcionado as organizações que as empregam como instrumentos de gestão a obtenção de resultados rápidos e precisos, que fornecem informações valiosas para determinação de novos investimentos, para elaboração de tendências e para investigação de fenômenos ou aspectos pouco conhecidos de seus negócios. Neste contexto, a análise multivariada, cada vez mais vem apresentando importância para tomada de decisões, nos mais variados campos do conhecimento e com o crescente desenvolvimento de recursos computacionais, passou a ser mais frequentemente utilizada para avaliação de diversos comportamentos e tendências em definições de estratégias de gestão e modelos de marketing nas empresas (FÁVERO *et al.*, 2009)

As técnicas de análise multivariada aqui utilizadas, a regressão múltipla e a análise fatorial, foram aplicadas para analisar e identificar variáveis ou fatores ligados a gestão da manutenção que tivessem as características mais relevantes. A regressão múltipla é o método apropriado quando o problema envolve uma única variável métrica dependente relacionada a duas ou mais variáveis métricas independentes (HAIR, 2009). A análise fatorial é abordagem estatística utilizada para permitir a análise eventuais inter-relações entre um grande número de variáveis com o propósito de condensar a informação contida em cada grupo de variáveis originais em um novo conjunto de variáveis (fatores) sem que haja perda de informação relevante (VICINI e SOUZA, 2005).

3 MÉTODO E MODELAMENTO

Como método aplicado neste trabalho foram seguidos os passos orientados por Hair *et al.* (2009), segundo o qual são necessários seis estágios para a análise de regressão múltipla, bem como para realização a análise fatorial. A Tabela 1 apresenta seguir, exibe uma análise resumida entre as duas técnicas, contemplando os estágios mencionados, com o objetivo de mostrar as especificidades de cada estrutura. Após o passo inicial segue-se o estágio de obtenção dos dados, que é realizado por meio de análise de dados secundários coletados em um sistema de tratamento ao cliente de uma empresa de telecomunicações, sendo cuidadosamente observada a confiabilidade dos mesmos. O software estatístico escolhido foi o SPSS 19 (Wagner *et al.*, 2004), devido a sua flexibilidade em análise dos dados e do conhecimento dos autores em pesquisas anteriores.

Tabela 1 Estágios no diagrama de decisão de regressão múltipla.

Regressão Múltipla	Análise Fatorial
Definir o problema da pesquisa e os objetivos de análise em termos conceituais.	Definir um modo de condensar a informação contida em diversas variáveis originais em um conjunto menor de novas dimensões compostas ou variáveis estatísticas.
Desenvolver um plano de análise que aborde as questões particulares a seu propósito e projeto, bem como o tamanho adequado da amostra.	Desenvolver um plano de análise que aborde as questões particulares a seu propósito e projeto, bem como o tamanho adequado da amostra.
Desenvolver suposições sobre as relações entre as variáveis dependentes e independentes que afetam o procedimento estatístico (mínimos quadráticos).	Desenvolver suposições sobre as relações interdependentes das variáveis;
Construir o modelo agora segue para a estimação do modelo a ser pesquisado e a avaliação do ajuste geral do modelo.	Extrair os fatores selecionados para representar a estrutura latente de dados.
Examinar a equação preditiva, e com isso avaliar a importância relativa que as variáveis individuais na previsão geral do produto.	Interpretar a solução fatorial;
Generalizar a aplicação do modelo.	Validar a aplicabilidade do modelo.

Fonte: Adaptado pelos autores do HAIR, (2009).

O tamanho da amostra influencia a escolha adequada do modelo e o poder estatístico na análise multivariada. Amostras pequenas, não são indicadas para análise múltiplas, bem como amostras muito grandes (mais de 1000 observações), tornam os testes de significância estatística sensíveis, muitas vezes indicando que qualquer relação seja estatisticamente significativa. Com tais amostras, deve-se garantir que o critério de significância prática seja atendido junto com a significância estatística. O poder é influenciado diretamente e em magnitude pelo tamanho da amostra (MALHOTRA, 2011).

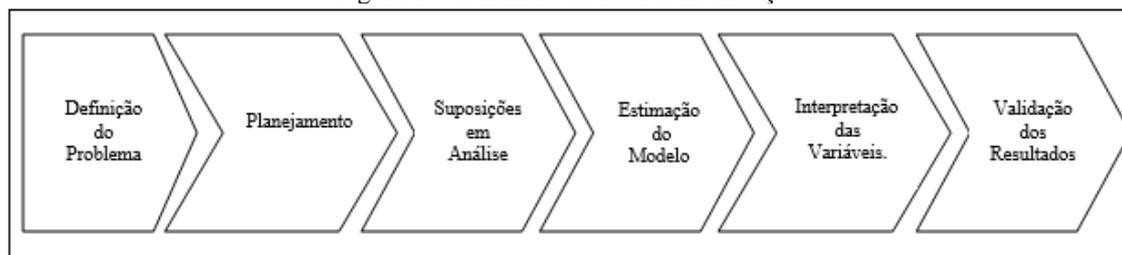
Nessa pesquisa foi medido e verificado o impacto direto e a magnitude o poder da influência que o tamanho da amostra poderá exercer sobre a pesquisa, ou seja, a probabilidade de ser avaliado como estatisticamente significativo um determinado nível de R^2 . Para isso foram coletados um total 336 observações. No estágio de suposições sobre as relações, é realizado inicialmente um estudo com o modelo de regressão múltipla por meio de uma abordagem de busca sequencial, conhecida como *Stepwise* (MINGOTI, 2007). Em seguida foi utilizado o método de análise fatorial para confirmar a equação de regressão com um conjunto de fatores sendo então executada a extração dos fatores na ordem de sua maior importância. No método *Stepwise* (Ribas e Vieira, 2011), em cada etapa, com a variável independente ainda ausente da equação, estas variáveis são incorporadas à equação caso possuam valores baixos da estatística F (LATTIN *et al.*, 2011). As variáveis independentes presentes na equação da regressão são removidas se suas probabilidades de F se tornarem suficientemente grandes, o procedimento encerra

quando não há mais variável elegível para a inclusão ou a remoção. O nível de tolerância usado foi 0,05.

Na análise fatorial o teste de significância utilizado é o de esfericidade de *Bartlett* (Manly, 2008) que é baseado na distribuição estatística de “*Chi-Square*” (Marôco, 2020) na hipótese (nula H_0), de que a matriz de correlação é uma matriz identidade (cuja diagonal é 1,0 e todas as outras as outras iguais a zero), significando, que não há correlação entre as variáveis (FÁVERO *et al.*, 2001). Valores de significância maiores que 0,100, indicam que os dados não são adequados para o tratamento com o método em questão; assim a hipótese nula não pode ser rejeitada. Já valores menores que o indicado, permitem rejeitar a hipótese nula (SPSS, 2010; HAIR *et al.*, 2009)

A seguir, a figura 1 explicita a seqüência dos estágios que foram realizados para as duas análises multivariadas.

Figura 1 – O número de fatores na extração.



Fonte: Adaptado pelos autores do Goldsmith, (2005).

3.1 MODELANDO DADOS COM ANÁLISE DE REGRESSÃO MULTIVARIADA

Regressão é o termo utilizado para designar uma equação matemática que descreva as relações entre duas ou mais variáveis (LARSON, 2010). Regressão linear é um método utilizado para estimar o valor esperado de uma variável Y (variável dependente), dados os valores de algumas outras variáveis X (variáveis independentes). Assim, dadas duas matrizes de dados, X e Y , a finalidade da regressão é construir um modelo $Y = f(X)$. Tal modelo tenta explicar, ou prever, as variações em Y dada as variações em X . A regressão multivariada leva em consideração as diversas variáveis preditivas simultaneamente, modelando a variável dependente com mais exatidão. Neste trabalho, a variável dependente são as vendas efetivas e o grupo de variáveis independentes são os indicadores do desempenho de vendas. O modelo de regressão é representado pela equação 1 (LISBOA *et al.*, 2012) .

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i. \quad (1)$$

Em que Y_i – representa a variável dependente, x_{ik} ($i = 1, \dots, n$) são as variáveis independentes ($k = 1, 2, \dots, p$); β_i 's são os coeficientes da regressão (parâmetros desconhecidos no modelo – a serem estimados); ε_i é o resíduo, variável aleatória que captura a parcela do comportamento da variável Y_i não explicada pela equação da regressão. Os parâmetros de um modelo da regressão podem ser estimados de várias formas (MANLY, 2008):

- 1) Mínimos quadrados, minimizando o erro quadrático médio dos resíduos;
- 2) Máxima verossimilhança;
- 3) Métodos bayesianos;
- 4) Minimizando o desvio absoluto.

Os métodos da equação 2-a e 2-b coincidem para um modelo com os erros normalmente distribuídos. Estimativas dos mínimos quadrados, usados nesse trabalho, são dadas por (LAROSE, 2006).

$$\hat{\beta} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2}. \quad \text{a)} \quad (2-$$

$$\hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{\beta}\bar{x}. \quad \text{b)} \quad (2-$$

O estimador de mínimos quadrados, na forma matricial, é dado por $\beta = (X'.X)^{-1}(X'.Y)$, onde o apóstrofo significa transposto. Segundo Hair (2009), cada observação tem seu próprio resíduo, que somados produzem a soma dos erros quadráticos, uma medida total dos erros da estimação. Três somas quadráticas (SSE, soma quadrática dos erros; SSR, a soma dos quadrados da regressão; SST, a soma total dos quadrados) podem ser calculadas como segue:

$$SSE = \sum (y - \hat{y})^2. \quad \text{a)} \quad (3-$$

$$SSR = \sum (\hat{y} - \bar{y})^2. \quad \text{b)} \quad (3-$$

$$SST = \sum (y - \bar{y})^2. \quad \text{c)} \quad (3-$$

A estatística da regressão pode ser apresentada sucintamente com uso de tabelas da análise de variância - ANOVA (GOLDSCHMIDT, 2005). Erros médios (por exemplo, MSE e o MSR) são derivados da equação 4. Um parâmetro importante é o coeficiente de determinação múltipla, definido em Lisboa *et al.*, (2012), como:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST}. \quad (4)$$

Para a regressão múltipla, R^2 é interpretado como a proporção da variabilidade na variável alvo que é esclarecido no relacionamento linear com o conjunto de variáveis.

3.2 MODELANDO DADOS COM ANÁLISE FATORIAL

Análise fatorial é um nome genérico dado a uma classe de métodos multivariados cujo propósito principal é definir a estrutura adjacente em uma matriz de dados, sendo abordado o problema de analisar a estrutura das inter-relações entre um elenco diversas de variáveis, definindo assim um conjunto de dimensões latentes comuns e chamadas fatores (VIEIRA e RIBAS, 2011).

a) Tipologia

- **Análise Exploratória:** Útil na busca da estrutura em um conjunto de variáveis ou como um método de redução. Nesta perspectiva consideram-se as informações que os dados oferecem e não estabelecem restrições a priori sobre a estimativa dos componentes nem sobre o número de componentes a serem extraídos, promovendo a busca de estruturada de conjuntos de variáveis e a redução de dados.
- **Análise Confirmatória:** Testa as hipóteses envolvendo questões sobre, por exemplo, quais variáveis deveriam ser agrupadas em um fator ou o número exato de fatores, ou seja, avalia o grau em que os dados satisfazem a estrutura esperada.

b) Objetivos da Análise Fatorial

Mingoti (2007), afirma que o objetivo principal de uma análise fatorial é descrever a variabilidade original da variável dependente, condensando a informação contida num número de variáveis originais, em um conjunto menor de fatores com um mínimo de perda dessas informações, objetivando:

- Observar um conjunto de dimensões latentes num grande conjunto de variáveis - Análise Fatorial do tipo R.
- Combinar ou condensar, um elenco de observações em grupos - Análise Fatorial do tipo Q.
- Identificar variáveis apropriadas para uma posterior regressão, correlação ou Análise Discriminante.
- Gerar um novo conjunto de novas variáveis em menor número, para substituir outro conjunto.

As variáveis utilizadas na Análise Fatorial são geralmente métricas. As observações devem ser, no mínimo de 50 casos e, contemplando preferencialmente, 100 ou mais. Entretanto as variáveis dicotômicas, apesar de consideradas não métricas, podem ser empregadas, porém se todas as variáveis são dicotômicas, formas mais específicas de análise fatorial são indicadas, como por exemplo, análise fatorial booleana (VIEIRA e RIBAS, 2011).

c) Determinação dos Fatores e Avaliação do Ajuste Geral

Os fatores podem ser extraídos como ortogonais ou oblíquos. Como ortogonais, eles serão independentes entre si e como oblíquos serão correlacionados ou dependentes - o que é controverso e discutível. Fatores ortogonais representam redução de informação, sendo bons para regressões ou análise discriminante, mas podem não ter sentido real, após ser examinando a matriz de fatores sem rotação, podendo-se explorar as possibilidades de redução de dados e obter uma estimativa preliminar do número de fatores a extrair (MALHOTRA, 2011).

Se o objetivo da análise for identificar variáveis importantes para uso posterior, o especialista deve examinar a matriz de dados e selecionar a variável com mais alto peso fatorial como representativa de uma dimensão particular. Entretanto, se o objetivo for o de criar um conjunto inteiramente novo, com um número menor de variáveis, então os escores fatoriais devem ser calculados e utilizados como dados brutos em análises posteriores. Na análise fatorial insere-se a variância comum na diagonal da mesma matriz, antes de extrair os fatores (FERNANDES, 2007). Neste estágio foram executadas duas análises diferentes, análise de componentes principais e a de fatores comum.

Para melhorar a análise pode-se utilizar o artifício da rotação de fatores para girar os eixos de referência dos fatores, em torno da origem, até alcançar uma posição ideal. Ela pode ser ortogonal ou oblíqua, caso os eixos se mantiverem ou não em 90 graus entre

si durante o giro. O objetivo é facilitar a leitura dos fatores, pois a rotação deixa pesos fatoriais altos em um fator e baixos em outros, definindo mais claramente os grupos de variáveis que fazem parte de um fator estudado. A rotação oblíqua é mais realista, porém mais controversa. O método de rotação mais utilizado é o *VARIMAX* o qual simplifica as colunas da matriz de fatores (HAIR, 2009).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

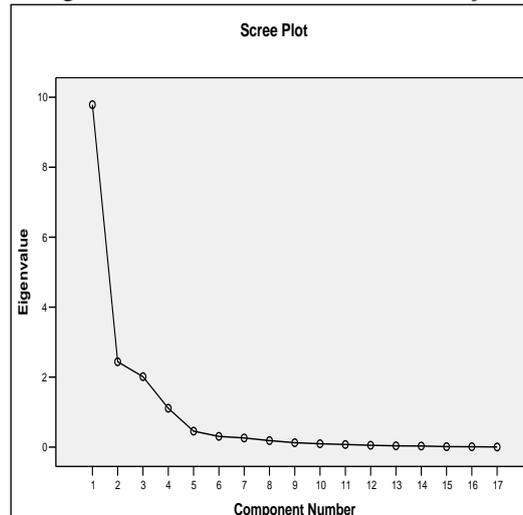
Considerando o requisito de confirmação da equação de regressão proposta por meio da análise fatorial, existe a necessidade de serem especificadas e selecionadas as variáveis a serem analisadas. A regressão múltipla e a análise fatorial ortogonal foram selecionadas como as técnicas multivariadas a serem utilizadas, em razão de fornecerem um meio de avaliar objetivamente o grau e o caráter da relação entre as variáveis dependentes e independentes. Nesse artigo foi empregada a ferramenta SPSS pela sua facilidade de utilização, pela sua vasta literatura e por seu uso corrente na análise de regressão múltipla, bem como na análise fatorial.

4.1 SUPOSIÇÕES EM ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Fazendo-se análise da matriz de correlação entre as variáveis do modelo, pode ser verificado que, entre as variáveis independentes, não existem valores superiores a 0,5, conforme dados obtidos a partir do SPSS (NORUSIS, 2004). Ou seja, não existindo nenhum valor $r_{x_i, x_j} \geq 0,5$, pode ser concluído pela inexistência de multicolinearidade.

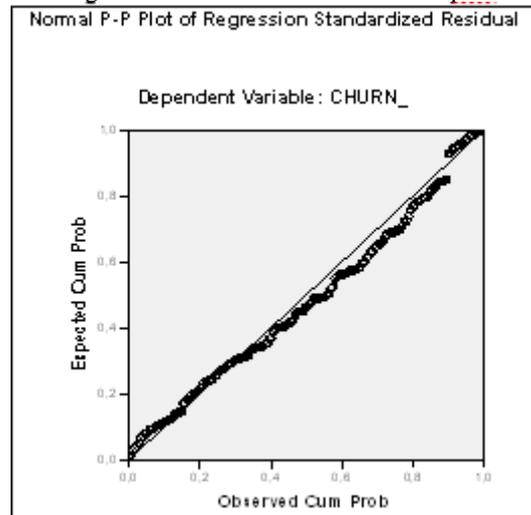
A seguir é apresentada uma análise dos gráficos de dispersão para a regressão múltipla e o *SCREE TEST* para análise fatorial. Este teste consiste em separar os fatores triviais do início de fatores não triviais por intermédio de uma inspeção visual do gráfico. A decisão subjetiva está baseada no uso de uma linha reta colocada ao longo da parte do fundo do gráfico onde os pontos formam uma linha aproximadamente reta. Os pontos acima da linha reta são associados com fatores não triviais, enquanto os pontos restantes representam os fatores triviais (FÁVERO *et al.*, 2009). No *SCREE TEST* apresentado na figura 2, identifica-se que os autovalores versus o número de fatores na ordem de extração, podem determinar o ponto de corte, pela existência de uma distribuição consistente dos resíduos em relação à distribuição teórica, ou seja, segue aproximadamente a forma da curva normal. Na figura 3 nota-se uma tendência de distribuição uniforme, ou seja, os pontos encontram-se próximos de uma reta.

Figura 2 – O número de fatores na extração



Fonte: Análise Fatorial Relatório do SPSS

Figura 3– Probabilidade normal PP-plot.



Fonte: Relatório do SPSS

4.2 A EQUAÇÃO ESTIMADA PELO MÉTODO DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

O principal objetivo dos modelos de regressão é a estimação dos parâmetros desconhecidos β . A esse processo é comum chamar-se de “ajuste do modelo aos dados”. Os coeficientes do modelo *stepwise* contêm as estimativas dos parâmetros e respectivas estimativas do erro padrão, as estimativas dos coeficientes padronizados e o valor da estatística *t-Student* (WAGNER *et al.*, 2004). Por meio dos dados do SPSS (coeficientes do modelo), pode ser caracterizada a equação de regressão apresentada a seguir:

$$\text{Taxa de Abandono} = 0,53(\text{TMI}) + 0,41(\text{TRP}) + 0,60(\text{TMR}) - 0,39(\text{QRPR}) \quad (7)$$

Onde:

TMI – Representa o tempo médio gasto na instalação do circuito, ou seja, é o tempo desde abertura da ordem de serviço até o seu efetivo fechamento.

TRP – Representa à taxa de reparo executado no prazo acordado com o cliente, variando em um intervalo de 8 horas para clientes Alto Valor e de 24 horas para os demais clientes (geralmente clientes varejo).

QRPR – Esse valor representa a quantidade de reparos preventivos efetuados nas empresas.

TMR – Representa o tempo médio gasto no reparo do circuito, ou seja, é o tempo envolvido desde abertura do Bilhete de Defeito até o seu efetivo fechamento.

4.3 A INTERPRETAÇÃO POR MEIO DA ANÁLISE FATORIAL

Na interpretação dos valores e na seleção do fator final deve-se analisar inicialmente a matriz não rotacionada com a finalidade de obter uma identificação preliminar do número de valores a extrair. Ao computar a matriz fatorial não-rotacionada a análise é feita apenas na melhor combinação particular das variáveis originais, sendo o primeiro fator o melhor resumo de relações lineares (FERNANDES, 2007). A seguir emprega-se um método rotacional para simplificar as soluções fatoriais e mais significativas, nestes casos a rotação ortogonal utilizando VARIMAX dos fatores melhora a interpretação, reduzindo as ambiguidades. Por fim deve-se avaliar a necessidade de reespecificar o modelo fatorial.

Na análise da matriz de correlação mostrada na tabela 3, pode-se concluir que, o fator 1 tem altos coeficientes para as variáveis V1 (Tempo Médio do Reparo), V3 (Tempo Médio de Instalação) e um coeficiente negativo para V5 (Quantidade de Reparos Preventivos). Assim é possível identificar com destaque, maior relevância para estas três variáveis, sendo que as duas primeiras respondem por mais de 80% da variância, e o ganho obtido ao acréscimo da terceira corresponde a aproximadamente apenas 10%.

Tabela 3: Matriz Componente Rotacionada

	Variáveis															
	V1	V3	V5	V2	V6	V7	V8	V10	V12	V9	V11	V13	V14	V16	V17	V15
Fator 1	.803	.835	-.903	-.067	.075	-0,027	0,061	-0,053	-0,06	-0,044	0,095	0,096	0,093	0,095	0,096	0,01
Fator 2	-.014	-.164	-.119	.873	.827	0,358	0,726	-0,011	0,238	0,395	-0,191	-0,129	-0,158	-0,153	-0,122	-0,151

Extraction Method: Principal Component Analysis. - Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

A Rotation converged in 3 iterations. Fonte: Análise Fatorial Relatório do SPSS.

4.4 A COMPARAÇÃO ENTRE SIGNIFICÂNCIA DOS MODELOS

Por meio da análise fatorial foram selecionadas três variáveis identificadas como os mais relevantes: V1 (Tempo Médio do Reparo), V3 (Tempo Médio de Instalação) e V5 (Quantidade de Reparos Preventivos). afetada com coeficiente negativo.

Por outro lado, na análise por regressão múltipla, foram selecionadas quatro variáveis: Tempo médio de instalação (TMI), Taxa de reparo (TRP), Tempo médio de reparo (TMR), Reparo Preventivo (QRPR). A seguir a Tabela 4 apresenta uma comparação entre os dois métodos:

Tabela 4: Quadro comparativo análise fatorial x regressão múltipla

Regressão Múltipla	Análise Fatorial
4 Variáveis independentes	1 Fator com 3 variáveis
No Teste de significativa estatística, na amostra observada temos: $F_{obs} = 43.367$ que é superior a $F_c = F_{(95\% ; 4 ; 163)} = 2,40$ (valor percentual de uma distribuição F com 4 graus de liberdade no numerador e 163 no denominador) com isso valida à hipótese alternativa de que a regressão é estatisticamente significativa.	No teste de Bartlett, na amostra observada temos: Um valor menor que 0,0001, o que permite confirmar a possibilidade e adequação do método de análise fatorial para o tratamento dos dados.
Método multivariado de análise que utiliza a dependência e tem como medida variáveis métricas.	Método multivariado de análise que utiliza a independência e tem na sua estrutura a relação de variáveis.
Resultado final: uma equação com quatro variáveis independentes e uma dependente	Resultado final: três variáveis mais relevantes.
Tempo médio de instalação (TMI) Tempo médio de reparo (TMR) Reparo Preventivo (QRPR) Taxa de reparo (TRP)	V3 (Tempo Médio de Instalação) V1 (Tempo Médio do Reparo) V5 (Quantidade de Reparos Preventivos) -

Fonte: Elaborada pelos Autores

Observa-se que a sequência de relevância das variáveis é semelhante nas duas técnicas utilizadas, mesmo considerando que na análise fatorial, as variáveis possuem relações de independência, diferentemente da regressão múltipla, onde a relação é de uma variável dependente para duas ou mais independentes. Verifica-se que as duas técnicas podem oferecer interpretações similares, vez que, três das quatro variáveis destacadas

como as mais relevantes, são identificadas e observadas com esta caracterização nas duas técnicas.

5 CONCLUSÕES

Nesta pesquisa, foi identificado que o controle, análise e a gestão da manutenção são fatores críticos para as empresas do setor de telecomunicações no desafio para a diminuição do *churn*. A fim de competir neste mercado, as operadoras de serviços têm exaustivamente efetuado ações para reter clientes valiosos.

As técnicas de análise multivariada, regressão múltipla e análise fatorial, que foram aplicadas para analisar e identificar variáveis ou fatores correlatos à gestão da manutenção, que apresentam características de maior influência nos resultados empresariais, se mostraram pertinentes e eficazes. Concluída as fases de tratamento e limpeza dos dados inadequados na criação dos modelos, foi demonstrado que o emprego da análise de dados por meio das técnicas de estatística multivariada pode ajudar as operadoras de serviços de telecomunicações a fazer uma gerência e controle do *churn* eficiente, por meio de alguns indicadores da manutenção. Portanto, fica evidente a utilidade da aplicação de técnicas de mineração de dados de forma conjunta ou individual, no gerenciamento de problemas de gestão da manutenção, podendo a regressão ser utilizada no desenvolvimento de correlações entre variáveis, enquanto que a análise fatorial pode ser utilizada para condensar as informações.

Em relação aos indicadores, a qualidade dos serviços prestados foi identificada como um dos fatores de destaque para a análise do *churn*, tanto no método utilizando a regressão múltipla, quanto no procedimento empregando a análise fatorial. Sendo assim, foi possível observar na regressão múltipla que, 51,4% do abandono podem ser correlacionadas ao comportamento de quatro indicadores de qualidade, nomeadamente: o Tempo Médio de Reparo, Tempo Médio de Instalação, Reparos Preventivos, Taxa de Reparo. No que se refere a análise fatorial, o índice obtido com esta solução mostra que 90,3% da variância total são representadas por informações contidas na matriz fatorial, pertencentes a três variáveis V1 (Tempo Médio do Reparo) e V3 (Tempo Médio de Instalação) e um coeficiente negativo V5 (Quantidade de Reparos Preventivos).

A partir destas análises, são confirmadas a importância dos indicadores Tempo Médio de Reparo, Tempo Médio de Instalação e Reparos Preventivos, pois foram variáveis identificadas como relevantes nas duas técnicas de análises. Por fim, os resultados obtidos demonstram a aplicabilidade dos indicadores, possibilitando ganhos

para as prestadoras de serviço que decidirem utilizar estes métodos em suas estratégias de manutenção. Para isto, torna-se fundamental que uma tarefa de provimento de instalação ou de manutenção de reparo sejam realizados em menor tempo e que as ações de manutenção preventiva seja bem sucedidas, pois afetam positivamente a satisfação do cliente contribuindo para que o mesmo permaneça na empresa.

Com o objetivo de se obter uma perspectiva mais abrangente do desempenho de empresas de telecomunicações, esperamos realizar pesquisas futuras aplicando as mesmas técnicas da análise multivariadas aos serviços do segmento de banda larga em comunicações móveis (TM), envolvendo indicadores correlatos ao desempenho dos serviços.

REFERÊNCIAS

ANATEL Agência Nacional de Telecomunicações. Relatório de Banda Larga Fixa. 2020.
ARNETT, D. B; MENON, A., WILCOX, J. B. “Using Competitive Intelligence: Antecedents and Consequences”, *Competitive Intelligence Review*, Vol. 11(3), 2000.

COSTA J.A.F., MATTOZO T. C., SILVA G.S., FERNANDES N., A. P., **Uma Introdução à Mineração de Dados: Conceitos e Aplicações** Ed. EdUFERSA.2014
EUSÉBIO F., *Redes de Telecomunicações - Uma visão funcional e o motor do seu desenvolvimento*. Ed. SÍLABO. Lisboa 2010

FÁVERO, L.P.L., BELFIORE, P.P., SILVA, F.L., CHAN, B. .L., **Análise de Dados: modelagem multivariada para tomada de decisões**. Ed. Elsevier. Rio de Janeiro.2009

FERNANDES, A. P. N., *Análise dos Indicadores de Qualidade versus Taxa de Abandono Utilizando Método de Regressão Múltipla para Serviço de Banda Larga (Dissertação de Mestrado)*. PPGEP da UFRN. 2007.

FERREIRA, J. B., **Mineração de Dados na Retenção de Clientes em Telefonia Celular**. Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro – PUC. 2005.

FITZSIMMONS, J. A.; MONA, J., **Administração de Serviços – Operações, Estratégias, e Tecnologia da Informação**. 4ª edição, São Paulo: Bookman, 2004.

GANESH, J. ARNOLD, M. J.; REYNOLDS, K. E. Understanding the Customer Base of Service Providers: Na Examination of the Differences Between Switchers and Stayers. **Journal of Marketing**, Vol. 64, 2000.

GOLDSCHMIDT, R.; PASSOS, E. **Data Mining – Um Guia Prático, Conceitos, Técnicas, Ferramentas, Orientações e Aplicações**. São Paulo: Campus, 2005.

HAIR, J.; ANDERSIN, R. E.; TATHAM, R. L. **Análise Multivariada de Dados**. 6º ed. São Paulo: Bookman, Vol.1, 2009.

IKEDA, A. A. Segure o Churn! In: LOVELOCK, Cristopher; WIRTZ, Jochen. **Marketing de Serviços: pessoas, tecnologia e resultados**. 5º ed. São Paulo: Editora Prentice Hall, 2006

LAROSE, Daniel T. **Data Mining Methods and Models**. a John Wiley & Sons, inc; 2006.

LARSON, Ron. **Estatística Aplicada**. 4º ed. São Paulo: Pearson Perntice Hall, 2010.

(LATTIN J., CARROLL, J.D., GREEN, P. E, **Análise de Dados Multivariados**. Ed. Cengage Learnig. 2011.

KARDEC, A., NASCIF, J., **Manutenção-Função Estratégica**. Ed.Qualitymark.2015

LISBOA, J.V., AUGUSTO, M. G. FERREIRA, P.L., **Estatística Aplicada à Gestão**. Ed. Vida Econômica. 2012

MALHOTRA, N. K. **Pesquisa de Marketing: Foco na Decisão**. 3º Ed. São Paulo: Pearson Perntice Hall, 2011.

MANLY, J.F.,**Métodos Estatísticos Multivariados - Uma Introdução**. Ed. Artmed-Bookman, 2008

MARÔCO, J., **Análise Estatística com o SPSS Statistics**. Ed. Pêro Pinheiro. 2020

MINGOTI, S. A., **Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada**. Uma Abordagem Aplicada. Ed. UFMG 2007

NASSER R., O Desafio da Gestão dos Serviços Convergentes.TELECO
www.teleco.com.br. acesso em 24.06.2022

NANIWA R. J., O Cenário do Serviço de Banda Larga e de Telefonia Móvel e a Legislação de Telecomunicações do Brasil. TCC. Engenha de Telecomunicações. UFU. 2020

NBR 5462- Confiabilidade e Manutenibilidade. ABNT.1994

NESLIN, S. A.; GUPTA, S.; KAMAKURA, W., LU, J.; MASON, C. H. Defection detection: measuring and understanding the predictive accuracy of customer churn models. **Jounal of Marketing Research, Chicago**, Vol. 43, n.2, 2006.

NORUSIS, M. **SPSS 13.0 Statistical Procedures Companion**. Upper Saddle-River, N.J.: Prentice Hall, Inc. 2004.

PEREIRA S, BIONDI A, **Caminhos para a universalização da internet banda larga: experiências internacionais e desafios brasileiros**. São Paulo: Intervezes; 2013.

TACHIZAWA, T. CRUZ Jr J. B., . ROCHA J. A. **Gestão de Negócios – Visões e Dimensões da Organização**. 2º edição, São Paulo: ATLAS, 2003.

VENETIS, K. A.; GHOURI, P. N. Service quality and customer retention: building long-term relationships. **European Journal of Marketing**. Vol. 38, n. 11/12, 2004.

RIBAS, J. R. e VIEIRA, P. R., **Análise Multivariada com o uso de SPSS**. Rio de Janeiro: Editora Moderna, 2011.

VISCINI L. e SOUZA A. M., **Analise Multivariada na Prática**, UFSM, 2005

WAGNER M.B., MOTA V.T. DORNELES, C.C., **SPSS Passo a Passo - Statistical Package For The Social Sciences**. Ed. EDUCS. 2004