

MÉTODO DE *CLUSTERS* PARA ANÁLISE DA SATISFAÇÃO DOS USUÁRIOS DO TRANSPORTE COLETIVO

Mariana Müller Barcelos¹

Luis Antonio Lindau¹

Maria Beatriz Berti da Costa²

Carla Schwengber ten Caten²

Cristina Albuquerque Moreira da Silva¹

¹ WRI Brasil Cidades Sustentáveis

² Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, Universidade Federal do Rio Grande do Sul

RESUMO

Benchmarking é uma importante ferramenta da qualidade que, combinada a visão de qualidade com foco no cliente, tem potencial de identificar e disseminar boas práticas para melhorar a qualidade dos sistemas de transporte de forma mais efetiva para o usuário. Este estudo é uma pesquisa exploratória com o objetivo de definir relações entre satisfação dos clientes e seus perfis. Para tanto, aplicou-se uma análise de *benchmarking* utilizando o método de clusterização não hierárquica *k-means* para agrupar respondentes de uma pesquisa de satisfação aplicada em quatro cidades brasileiras. Foi possível verificar resultados como: usuários de maior renda são mais críticos com “Segurança pública”; respondentes mais jovens realizam maior diferenciação entre os fatores avaliados, usuários com tempo de deslocamento maior são mais críticos com fatores da qualidade operacionais. Concluiu-se que as análises de perfil dos usuários possibilitam o melhor entendimento do público para o qual as melhorias do transporte devem estar direcionadas.

ABSTRACT

Benchmarking is an important quality tool that, combined with a quality vision focused on client, has the potential to identify and disseminate good practices to improve bus transit systems quality in a more effective way for users. This study is an exploratory research that aims defining relations between clients' satisfaction and their profiles. Thus, a benchmarking analysis using non-hierarchical clustering *k-means* method was applied, to group respondents of a satisfaction survey applied in four Brazilian cities. It was possible to verify results as: higher income users are generally more critical with “Public security”; younger respondents perform greater differentiation among quality factors; users with longer travel time are more critical with operational quality factors. We concluded that users' profile analysis allows the best understanding of the public to which the improvements of the transport should be directed.

1. INTRODUÇÃO

O crescimento acelerado das cidades brasileiras nas últimas décadas, associado ao uso e à priorização de automóveis, resultou em diversas externalidades a quem vive nas cidades, como aumento dos congestionamentos, da poluição e dos acidentes de trânsito. Nesse contexto, o transporte coletivo por ônibus aparece com papel relevante nas cidades, pois o aumento de seu uso pela população urbana tem o potencial de reduzir as externalidades impostas pelos veículos privados, tornando-se um modo de deslocamento mais sustentável para as cidades (Ferraz e Torres, 2004).

Desejando-se atrair pessoas para o transporte coletivo por ônibus e manter quem já o utiliza, a melhoria da qualidade do transporte para o usuário tem sido foco de diversos estudos. Para entender a percepção dos usuários, as pesquisas de satisfação são uma importante ferramenta que permite quantificar a satisfação dos usuários com o sistema e dar insumo às tomadas de decisão que visam a melhorias. Além disso, é importante que se conheça o perfil das pessoas que utilizam o sistema. Tal entendimento permite que se identifiquem as características das pessoas que se deseja atingir com as ações de melhorias, trazendo resultados mais eficientes para a gestão e para a população.

O *benchmarking* é uma ferramenta de qualidade que permite comparar organizações, identificar as unidades mais eficientes e as melhores práticas, promovendo a troca de experiência para que essas práticas sejam disseminadas entre outras organizações (Spendolini, 1993). O *benchmarking* com foco na satisfação dos usuários permite aliar o potencial da ferramenta ao foco no cliente. No entanto, mesmo que se tenha uma pesquisa de satisfação padronizada, a comparação da satisfação dos usuários entre diferentes sistemas é um desafio devido à subjetividade da percepção dos usuários (Trompet et al., 2013).

O presente estudo busca entender a percepção dos usuários de transporte coletivo considerando as particularidades dos diferentes perfis de usuários. Para tanto, é proposta uma análise de *benchmarking* utilizando o método de clusterização, onde é possível agrupar os respondentes das cidades analisadas de acordo com padrões de avaliação de satisfação, possibilitando que se entenda se existe algum perfil específico que leva a determinadas percepções de qualidade sobre os sistemas.

Inicialmente é apresentada uma revisão da literatura sobre a qualidade com foco no usuário do transporte e o método de *clusters*, seguido da descrição do método empregado. Após, são apresentadas as análises realizadas e os resultados obtidos e, por fim, são apresentadas as considerações finais.

2. QUALIDADE COM FOCO NO USUÁRIO

Por quase duas décadas, a qualidade do transporte coletivo esteve associada a níveis de serviço e a variáveis econômicas do sistema, traduzindo os desejos dos operadores do sistema de transporte público e dos órgãos gerenciadores (Hensher e Daniels, 1995; Pullen, 1993). Foi apenas a partir da década de 1990 que o conceito de qualidade passou a ser utilizado mais amplamente. Desse modo, a qualidade agregou também as visões pela percepção dos usuários, incluindo os desejos e as necessidades da sociedade (Bertozi e Lima Jr., 1998).

Diversos autores definem a qualidade na área de transporte coletivo como a qualidade pelo ponto de vista do passageiro (Kittelsohn & Associates, 2003), já que ela deve ser entendida como instrumento para atrair novos usuários ao transporte e manter os que já utilizam. Entender as expectativas e opiniões dos usuários, portanto, é fundamental para identificar as ações mais eficazes na busca pela satisfação dos clientes, chegando-se a tomadas de decisões gerenciais mais certas e evitando que esforços sejam despendidos em ações que não são eficientes na melhoria da percepção do usuário (Raia Jr. e Moreira, 2001). Dessa forma, torna-se importante incluir a opinião dos usuários nas aferições da qualidade.

A qualidade do transporte coletivo influencia a satisfação do cliente e pode influenciar a escolha modal das pessoas (Cascetta e Carteni, 2014). Diversos autores (Grönroos, 1988; Parasuraman et al., 1985) defendem que a percepção dos clientes a respeito da qualidade do sistema de transporte é o resultado da comparação entre as expectativas e a percepção do serviço atual. O ciclo da Qualidade, proposto na Norma Europeia EN 13816 (European Standard, 2002), permite um melhor entendimento dos componentes envolvidos na qualidade de um sistema de transporte. Para o cliente e a comunidade, a satisfação é definida como a diferença entre a qualidade desejada e a qualidade percebida. Para os provedores do transporte coletivo, agências e operadores, a medida de desempenho é determinada pela diferença entre a qualidade contratada e a qualidade ofertada. A diferença entre os quatro tipos de qualidade (desejada, percebida, contratada e ofertada) são denominados *gaps* da qualidade. Para que se

tenha um serviço de qualidade, esses *gaps* devem ser os menores possíveis (European Commission, 1998).

Por outro lado, o *benchmarking* é uma ferramenta de qualidade que permite um processo sistemático de busca por melhores práticas externas a uma organização para reproduzi-las internamente, podendo ser aplicado a sistemas de transportes (Ryus et al., 2010). Aliar o *benchmarking* à qualidade com foco no cliente torna-se um desafio devido à subjetividade inerente a pesquisas de opinião. As análises de *benchmarking*, portanto, devem ser capazes de comparar os diferentes sistemas, cada qual com sua particularidade, estabelecendo um padrão de medição, mas que também permitam identificar quais são essas particularidades (Azambuja, 2002). Entender a percepção dos diferentes perfis de usuários é uma maneira de entender essas particularidades e nortear as melhorias realizadas no transporte coletivo de maneira mais acertada, atingindo de fato o público desejado (Elmore-Yalch, 1998).

3. CLUSTERIZAÇÃO

A análise de *cluster* é uma técnica multivariada que permite combinar em grupos (*clusters*) observações que possuem alta homogeneidade interna (dentro dos grupos) e alta heterogeneidade externa (entre grupos) (Hair Jr. et al., 2010). O objetivo da clusterização é agrupar respondentes considerando um conjunto de características (variáveis) de maneira que os indivíduos pertencentes ao mesmo grupo sejam o mais semelhante possível entre si e o mais diferente possível dos indivíduos dos demais grupos. A técnica permite que a classificação em grupos (indivíduos, produtos, etc.) seja realizada a partir de variáveis respostas, sem que se necessite definir critérios que pré-classificam as variáveis que integram os diferentes grupos (Pandolfi et al., 2015).

A clusterização pode ser operacionalizada utilizando algoritmos hierárquicos e algoritmos não hierárquicos. Os métodos hierárquicos consistem em organizar as observações em sucessivos agrupamentos (métodos aglomerantes) ou em sucessivas divisões (método divisório) de elementos, podendo ser representado por um diagrama chamado dendograma (Everitt et al., 2011). Já os métodos não hierárquicos realizam a classificação de observações por particionamento de um conjunto de dados, resultando em grupos não sobrepostos sem relação hierárquica entre eles.

Entre os métodos não hierárquicos, o mais popular é o algoritmo *k-means* (Jain e Dubes, 1988), que relaciona cada observação ao *cluster* de centroide mais próximo, minimizando a soma da distância Euclidiana entre observação e centroide (Ortiz et al., 2012). O número de *clusters* a ser gerado é definido pelo usuário e o centroide de cada *cluster* pode ser também previamente definido ou atribuído randomicamente pelo algoritmo.

Uma maneira confiável de medir a qualidade dos *clusters* gerados é o cálculo do *Silhouette Index* (SI). O SI é um indicador que mede o grau de similaridade de uma observação alocada em determinado *cluster* em relação às demais alocadas no mesmo *cluster* e confronta com o grau de similaridade daquela observação em relação a outras, alocadas em outros *clusters* (Kaufman e Rousseeuw, 2005; Anzanello e Fogliatto, 2011). O SI é um índice que varia entre -1 e 1 e é calculado para cada observação: quanto mais próximo de +1 maior a distância da observação em análise para as observações dos demais *clusters*, significando um bom agrupamento.

O SI permite avaliar a relação dos dados de entrada com a formação de *clusters* obtidos. A qualidade global da formação de *clusters* pode ser calculada através da média dos valores de

SI para as observações atribuídas a cada *cluster* (Taboada e Coit, 2008; Anzanello e Fogliatto, 2011; Silva, 2015). O cálculo do SI é independente da técnica de clusterização e pode ser utilizado para determinar o número de *clusters* mais apropriado (Rousseeuw, 1987; Rousseeuw et al., 1989¹ apud Anzanello e Fogliatto, 2011).

4. MÉTODO

Para o desenvolvimento deste trabalho foram seguidas basicamente quatro etapas. A primeira consiste na seleção de variáveis a serem adotadas e construção dos bancos de dados das cidades consideradas, incluindo preenchimento ou exclusão de dados faltantes. Na segunda etapa, realiza-se a aplicação da clusterização para cada cidade e avaliação dos resultados através da aplicação do *Silhouette Index* para escolha das melhores formações de *clusters*. A terceira etapa consiste na análise descritiva dos *clusters* formados na etapa anterior, definição e validação do número ideal de *clusters*, por meio da análise de significância das variáveis, e escolha das variáveis que melhor definem os *clusters*. Na quarta etapa, realiza-se uma comparação entre os *clusters* para identificar padrões de satisfação que possam estar relacionados a perfis de usuários ou perfis de uso. A seguir, os passos empregados são descritos em maiores detalhes.

4.1. Banco de dados

Os dados empregados nas análises foram obtidos a partir da aplicação da Pesquisa de Satisfação QualiÔnibus, desenvolvida e aplicada pelo WRI Brasil Cidades Sustentáveis. A pesquisa possui um módulo básico, aplicado em todas as cidades e módulos detalhados que aprofundam alguns aspectos do transporte e podem ser escolhidos pelas cidades de acordo com suas necessidades (EMBARQ Brasil, 2014). Neste trabalho, utiliza-se apenas os resultados do módulo básico, composto por questões de perfil do cliente, perfil de uso, satisfação com 16 fatores da qualidade e satisfação geral com o sistema e questões de concordância sobre a percepção geral do sistema.

Para o trabalho foi empregado um conjunto de 25 variáveis, sendo seis de perfil do cliente, quatro de perfil de uso e 14 de satisfação com os fatores da qualidade. A Tabela 1 apresenta as variáveis utilizadas. As análises foram realizadas considerando quatro cidades brasileiras com um total de 7.138 respondentes iniciais (o método de cálculo e distribuição da amostra da Pesquisa QualiÔnibus utiliza nível de significância de 95% e erro amostral máximo de 5% para cada cidade).

Tabela 1: Variáveis adotadas, provenientes da Pesquisa de Satisfação QualiÔnibus

Perfil do cliente	Gênero
	Idade
	Escolaridade
	Ocupação principal
	Possui habilitação
Perfil de uso	Renda familiar mensal
	Frequência de uso em dias da semana
	Motivo de uso
	Número de ônibus para chegar ao destino
Satisfação com	Tempo de deslocamento diário, considerando todos os modos de transporte
	Acesso ao transporte: facilidade de chegar aos pontos de acesso e circular nas

¹ Rousseeuw, P., Trauwaert, E., Kaufman, L., 1989. Some silhouette-based graphics for clustering interpretation. *Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science* 29, 35–55.

fatores da qualidade	estações e terminais
	Disponibilidade: intervalo entre os ônibus, nos horários e locais necessários
	Rapidez
	Confiabilidade: chegada no horário previsto
	Facilidade de fazer integrações entre linhas de ônibus e outros modos de transporte, para chegar ao destino
	Conforto dos pontos de acesso: iluminação, proteção, limpeza, quantidade de pessoas
	Conforto dos ônibus: iluminação, limpeza, quantidade de pessoas, assentos
	Atendimento ao cliente: respeito, cordialidade e preparo dos motoristas, cobradores, funcionários e central de atendimento
	Informação ao cliente: sobre linhas, horários e outras informações
	Segurança pública contra roubos, furtos e agressões no caminho e dentro dos ônibus
	Segurança em relação a acidentes de trânsito
	Exposição a ruído e poluição gerados pelos ônibus
	Facilidade em pagar o ônibus e recarregar o cartão de transporte
	Gasto com transporte coletivo por ônibus

4.1.1. Dados faltantes de perfil de uso e perfil de cliente

Embora o módulo básico da Pesquisa de Satisfação seja obrigatório a todos os respondentes, o banco de dados disponível contava com alguns dados faltantes entre as variáveis de perfil de uso e perfil do cliente que seriam utilizadas para caracterização dos *clusters*. Considerando que a utilização de algum método de preenchimento para esses dados poderia criar distorções dos perfis e que o número de observações com preenchimento completo seria suficiente para as análises, optou-se por retirar do banco de dados as observações que possuíam alguma lacuna para essas variáveis. A Tabela 2 apresenta o número de observações restantes para cada uma das cidades, que totalizam 5.880 observações.

Tabela 2: Observações restantes para cada cidade

Cidade	Amostra total inicial	Amostra depois da retirada de dados faltantes
Cidade A	2.000	1713
Cidade B	2.599	2352
Cidade C	2.012	1476
Cidade D	527	339

4.1.2. Questões de satisfação com resposta “sem condição de opinar”

A pesquisa de satisfação dá aos entrevistados a opção de resposta “sem condições de opinar – SCO” para casos em que determinado fator da qualidade não é aplicável à realidade do respondente. Nesses casos, o banco de dados numérico fica vazio, o que impossibilita que análises como a clusterização sejam rodadas. Desse modo, para cada cidade, o preenchimento das lacunas foi feito considerando a nota média do fator da qualidade da nota faltante e a nota média de satisfação do entrevistado, conforme apresentado na equação 1:

$$Nota\ SCO_{i,j,k} = \frac{Nota\ média\ fator\ i\ na\ cidade\ k + Nota\ média\ respondente\ j}{2} \quad (1)$$

Em que $Nota\ SCO_{i,j,k}$: nota calculada para a lacuna do fator da qualidade i e respondente j na cidade k ;

$Nota\ média\ fator\ i\ na\ cidade\ j$: média das notas do fator da qualidade i considerando todos os respondentes da cidade k ;

$Nota\ média\ respondente\ j$: média das notas do respondente j considerando todos os fatores da qualidade.

4.1.3. Padronização e normalização das variáveis

Para cada uma das cidades, os respondentes foram agrupados em *clusters* considerando como variáveis de clusterização as notas de satisfação com os 14 fatores da qualidade atribuídos pelos respondentes. Para coleta dessas respostas, a Pesquisa de Satisfação QualiÔnibus utiliza escala *Likert* de 5 pontos (1 corresponde a muito insatisfeito e 5 a muito satisfeito). Posteriormente, as notas de 1 a 5 são transformadas em notas de 0 a 10 para estarem de acordo com a escala das demais variáveis. A escala *Likert* e a respectiva transformação para nota é apresentada na Figura 1.

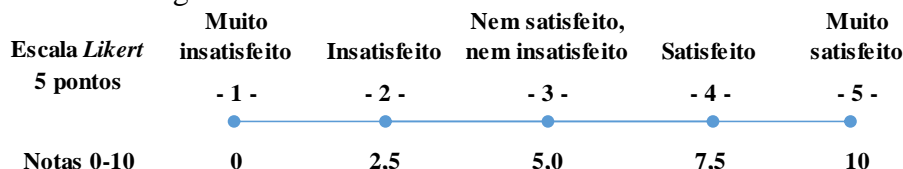


Figura 1: Transformação da Escala *Likert* utilizada nas questões de satisfação da Pesquisa de Satisfação para notas de 0 a 10

Buscando reduzir a subjetividade da satisfação individual, para as análises deste trabalho, realizou-se uma normalização por respondente: para cada nota de satisfação atribuída por determinado respondente, desconta-se a nota média de satisfação do mesmo respondente (considerando os 14 fatores da qualidade). Esta normalização cria notas de satisfação normalizadas positivas e negativas, ou seja, notas que estão abaixo e acima da avaliação média do respondente, retirando diferenças entre respondentes mais e menos críticos com todas as avaliações que realiza.

As demais variáveis de perfil de uso e perfil do cliente não foram utilizadas na clusterização, mas precisaram ser transformadas em valores quantitativos para que pudesse ser verificada a existência de diferença significativa entre as variáveis. As questões com alternativas puramente qualitativas (como motivo de uso, gênero, ocupação, etc.) receberam notas de 0 a 10 igualmente espaçadas. Já as questões com alternativas quantitativas (como renda, número de ônibus utilizados, etc.) receberam notas de 0 a 10 espaçadas de forma proporcional aos pontos médios dos intervalos de cada alternativa de resposta.

4.2. Clusterização e avaliação do SI

As clusterizações foram aplicadas para verificar a existência de padrões de respostas de satisfação dos respondentes para cada cidade separadamente. Para as análises apresentadas adotou-se a clusterização não hierárquica *k-means* nas 14 variáveis de satisfação. Para determinar as melhores formações de *clusters*, variou-se o número de *clusters* de 2 a 10 e utilizou-se o valor de SI para medir a qualidade dos *clusters*. Como o centroide inicial de cada *cluster* é gerado randomicamente, pode haver diferenças nos *clusters* formados e no SI de cada *cluster*, desse modo, foram realizadas 500 repetições e as análises baseadas nos melhores resultados para cada uma das combinações.

4.3. Descrição dos *clusters* e significância das variáveis

Após identificação das melhores formações de *clusters* através do SI, os *clusters* de cada cidade foram caracterizados de acordo com as 25 variáveis selecionadas da pesquisa de satisfação (contemplando perfil do cliente, perfil de uso e satisfação com os 14 fatores da qualidade). A manipulação dos dados foi realizada com um *software* de planilha eletrônica

sendo calculados percentuais e médias das alternativas de cada variável.

Para que os *clusters* pudessem ser comparados de acordo com as variáveis de perfil de uso, perfil do cliente e satisfação, é necessário verificar a significância das variáveis em relação aos *clusters* formados. Para tanto, empregou-se a análise de variância de 2 fatores (*Two way ANOVA*) com nível de significância de 95%, utilizando-se o *software Minitab*. Para as melhores formações de *clusters*, de acordo com os valores de SI obtidos na etapa anterior, aplica-se a ANOVA separadamente para cada variável e é verificado se há diferença significativa entre os *clusters* (valor-P menor do que 5%). A análise das melhores formações, em conjunto com a significância das variáveis, torna possível validar se os *clusters* definidos matematicamente tornam possíveis as análises desejadas de caracterização por perfil.

4.4. Comparação entre *clusters* das diferentes cidades

A comparação entre *clusters* é realizada de maneira exploratória. Definidos os perfis dos *clusters* das quatro cidades analisadas, buscou-se identificar *clusters* que tivessem avaliações de satisfação semelhantes, para verificar se teriam também características de perfil semelhantes. Caso identificados padrões podem ser verificadas tendências de respostas para determinados públicos. Estas conclusões tem o potencial de direcionar as melhorias realizadas pelos órgãos gestores de maneira mais efetiva para o público alvo.

5. RESULTADOS E ANÁLISES

A clusterização e cálculo do valor de SI foram realizados para cada cidade e consideram as 14 variáveis de satisfação referente à avaliação dos diferentes fatores da qualidade provenientes de pesquisa de satisfação. A Tabela 3 apresenta os valores de SI obtidos para cada uma das cidades e para números de *clusters* de 2 até 10. Sombreados, são destacados os três maiores valores de SI para cada uma das cidades.

Tabela 3: Avaliação do SI para formações considerando de 2 a 10 *clusters*

Número de <i>clusters</i>	SI (<i>k-means</i>)			
	Cidade A	Cidade B	Cidade C	Cidade D
2	0,3639	0,2169	0,1515	0,2838
3	0,1995	0,2065	0,1510	0,2748
4	0,1989	0,2037	0,1303	0,2083
5	0,1915	0,1900	0,1246	0,2044
6	0,1878	0,1791	0,1210	0,2034
7	0,1807	0,1800	0,1193	0,1960
8	0,1781	0,1715	0,1171	0,2025
9	0,1710	0,1611	0,1146	0,1862
10	0,1681	0,1574	0,1176	0,1818

As formações com 2 *clusters* apresentaram melhores SI para todas as cidades, seguidos de 3 e 4 *clusters*. A escolha da formação considerando apenas o melhor valor de SI, no entanto, pode gerar *clusters* onde não seja possível identificar diferença de perfis (variáveis que não foram empregadas na clusterização) para os grupos. Desse modo, selecionou-se como melhores formações 2, 3 e 4 *clusters* para cada cidade, para que seus respectivos perfis sejam analisados.

Para avaliar se os *clusters* poderiam ser diferenciados pelas avaliações de perfil de uso e perfil do cliente das respectivas observações, aplica-se a ANOVA de 2 fatores, verificando quais variáveis possuem diferença significativa para as diferentes formações e cidades. Os resultados dessas avaliações são apresentados na Tabela 4, onde SDS representa as variáveis que não apresentam diferença significativa e DS as variáveis com diferença significativa.

As formações com 2 *clusters* apresentam 8, 4, 4 e 2 variáveis com diferença significativa para as cidades A, B, C e D, respectivamente, conforme é apresentado na última coluna da Tabela 4. Como se deseja comparar as cidades entre si, apesar de serem as formações que apresentam melhores valores de SI, essa escolha limitaria as avaliações a 2 variáveis para a cidade D e a 4 variáveis para as cidades B e C. Já para 3 *clusters*, são 7, 5, 6 e 5 variáveis com diferença significativas, para as cidades A, B, C e D, respectivamente. Estas formações são mais interessantes pelo maior número de variáveis possíveis de serem analisadas. Para 4 *clusters*, tem-se 8, 7, 8 e 1 variáveis com diferença significativa, respectivamente.

Dada a análise de significância das variáveis, opta-se pelas formações de 3 *clusters* que apresentam para todas as cidades 4 variáveis com diferença significativa, quais sejam: idade, renda, número de ônibus para chegar ao destino e tempo de deslocamento em transporte por dia. A última linha da Tabela 4 apresenta o número de vezes que cada variável teve diferença significativa nas análises realizadas. Pode-se observar que as variáveis escolhidas são as que aparecem mais vezes com diferença significativa, reforçando que a escolha das 4 variáveis são as que tem maior potencial de influenciar nos perfis dos *clusters* selecionados. A Tabela 5 apresenta o número de observações presentes em cada *cluster* para as diferentes cidades.

Tabela 4: variáveis com diferença significativa (DS) e sem diferença significativas (SDS) para as cidades e formações com 2, 3 e 4 *clusters*

	Gênero	Idade	Escolaridade	Ocupação	Habilitação	Renda familiar	Frequência de uso	Motivo	Nº de ônibus	Tempo de deslocamentos	Total DS
Cidade A											
k=2	SDS	DS	DS	SDS	DS	DS	DS	DS	DS	DS	8
k=3	SDS	DS	DS	SDS	DS	DS	DS	SDS	DS	DS	7
k=4	SDS	DS	DS	SDS	DS	DS	DS	DS	DS	DS	8
Cidade B											
k=2	DS	SDS	SDS	SDS	DS	SDS	SDS	DS	DS	SDS	4
k=3	SDS	DS	SDS	DS	SDS	DS	SDS	SDS	DS	DS	5
k=4	SDS	DS	SDS	DS	DS	DS	DS	SDS	DS	DS	7
Cidade C											
k=2	SDS	SDS	DS	SDS	SDS	DS	SDS	SDS	DS	DS	4
k=3	SDS	DS	SDS	SDS	SDS	DS	DS	DS	DS	DS	6
k=4	SDS	SDS	DS	DS	DS	DS	DS	DS	DS	DS	8
Cidade D											
k=2	SDS	SDS	SDS	SDS	SDS	SDS	SDS	SDS	DS	DS	2
k=3	SDS	DS	SDS	SDS	SDS	DS	DS	SDS	DS	DS	5
k=4	SDS	SDS	SDS	SDS	SDS	SDS	SDS	SDS	DS	SDS	1
Total DS	1	6	5	3	6	8	6	5	9	8	

DS: variável com diferença significativa

SDS: variável sem diferença significativa

Tabela 5: Número de observações em cada *cluster*

<i>Cluster</i>	Cidade A	Cidade B	Cidade C	Cidade D
<i>Cluster 1</i>	636	632	473	108
<i>Cluster 2</i>	260	1237	549	103
<i>Cluster 3</i>	817	483	454	128

Após a definição do número de *clusters* e das variáveis a serem analisadas, realiza-se a descrição dos *clusters* a partir das quatro variáveis de perfil selecionadas e das variáveis de satisfação. A Figura 2 apresenta um gráfico das notas de satisfação normalizadas (conforme item 4.1.4) para os diferentes *clusters* das quatro cidades. Cada gráfico representa uma cidade com seus três *clusters*. No eixo horizontal encontram-se os fatores da qualidade e, no eixo vertical, suas respectivas notas normalizadas. Ao lado dos gráficos, são apresentadas as médias das variáveis selecionadas para caracterizar os *clusters*: idade, renda, número de ônibus para chegar ao destino e tempo de deslocamento em transporte por dia. Além disso, calculou-se o desvio padrão das notas de satisfação em cada *cluster*, para verificar quais deles têm maior variabilidade nas notas de satisfação. O desvio padrão está representado na última coluna da tabela da Figura 1. Para facilitar as análises, os valores das variáveis são representados por cores (azul, amarelo, verde e cinza), em que em azul estão os menores valores entre os três *clusters* da cidade em análise, amarelo os valores intermediários, verde os maiores e, por fim, em cinza estão os valores sem diferença significativa com os demais *clusters*.

Os resultados apresentados na Figura 2 permitem que sejam realizadas diversas análises, podendo ser observados alguns padrões de respostas de acordo com o perfil dos respondentes, como desejado. Algumas das relações encontradas são explicáveis e de senso comum, já outras, necessitam de outros estudos que considerem contextos locais ou outras variáveis além dos aqui apresentados para serem mais bem entendidas. O estudo apresentado é de natureza exploratória e busca mostrar o potencial que a ferramenta de clusterização tem, uma vez que quantifica e apresenta estatisticamente as relações entre perfil dos respondentes e avaliações atribuídas por eles.

Nas quatro cidades analisadas, os *clusters* que tiveram pior avaliação em “Segurança pública” são os que apresentaram maiores valores de renda familiar (*clusters* 1, 1, 3 e 3 para as cidades A, B, C e D, respectivamente), demonstrando que o sentimento de insegurança está relacionado com o poder aquisitivo da população. Além disso, é possível perceber um padrão de respostas para esses *clusters*, que, em todas as cidades, atribuem melhores notas a “Atendimento”, “Informação” e “Facilidade em fazer o pagamento”. A relação destas avaliações com a renda mais alta pode ser investigada para o melhor entendimento dos motivos pelos quais isto ocorre.

As análises também permitiram concluir que os maiores desvios-padrões de notas de satisfação dos fatores da qualidade ocorrem para os *clusters* com respondentes mais jovens (*clusters* 2, 1, 3 e 2, para as cidades A, B, C e D, respectivamente), demonstrando que os mais jovens tendem a fazer uma maior diferenciação entre os fatores da qualidade e utilizar mais amplamente a escala *Likert* disponível para as respostas. O contrário ocorre com os menores desvios padrões, observados para os *clusters* de maior idade média (*Clusters* 3, 2 e 1 para as Cidades A, C e D, respectivamente), com exceção da cidade B em que não houve diferença significativa para a variável idade do *cluster* 2.

Outro ponto interessante é que os *clusters* mais críticos com as características operacionais dos sistemas (“Disponibilidade”, “Confiabilidade” e “Rapidez”) são os que têm um tempo de deslocamento maior e, em geral, utilizam maior número de ônibus para chegar ao destino (*clusters* 3, 3, 1 e 2, para as cidades A, B, C e D, respectivamente). As pessoas que mais utilizam o sistema, portanto, são as mais críticas com as questões operacionais dos sistemas, observação que pode auxiliar os gestores nas ações a serem tomadas perante estes aspectos.

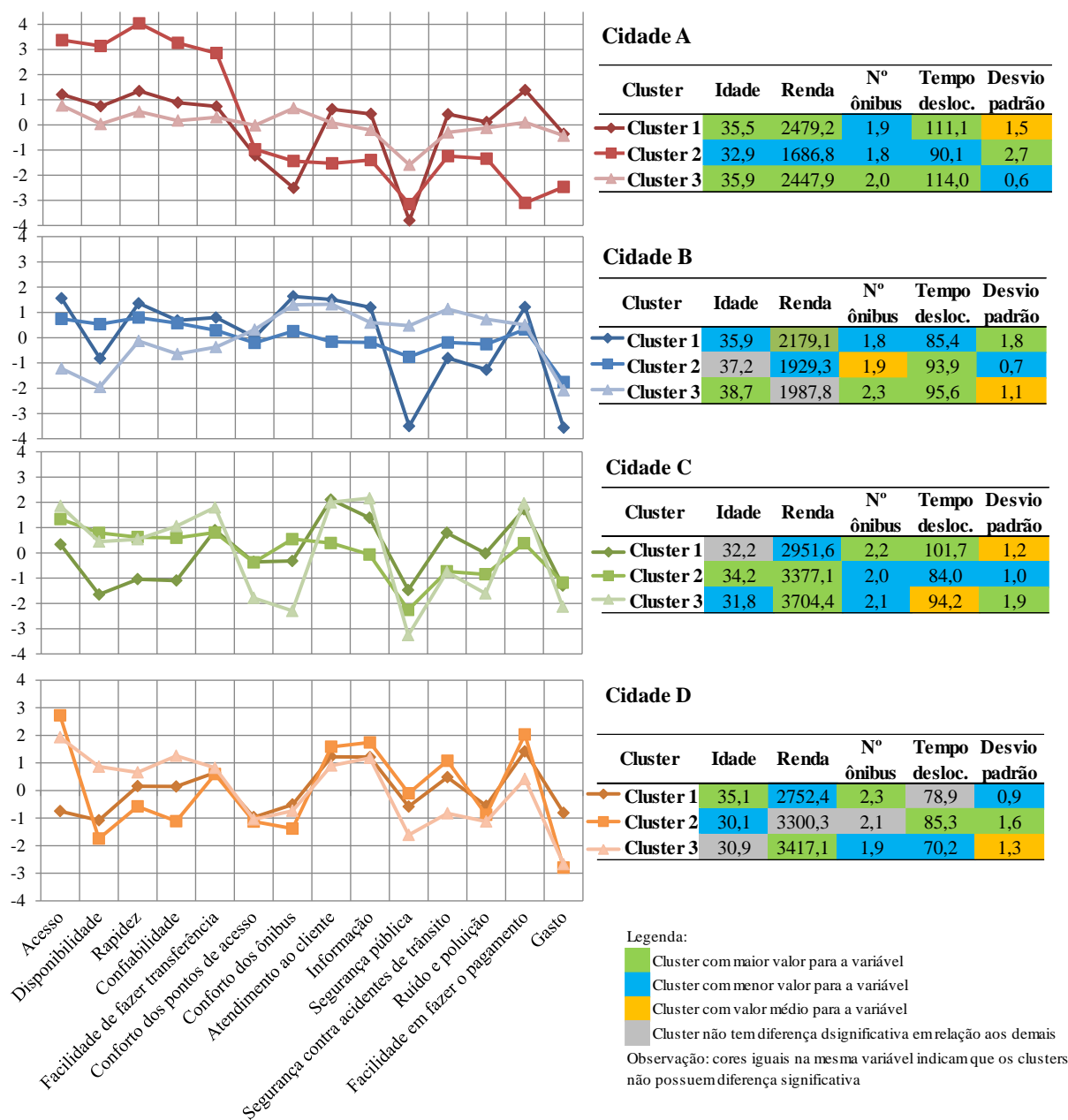


Figura 2: notas de satisfação normalizadas e características dos *clusters*

É importante perceber que algumas relações esperadas pelo senso comum não puderam ser verificadas nas análises realizadas. Ao contrário do que era esperado, não se verificou relação entre insatisfação com “Gasto” e com *clusters* de menor poder aquisitivo. Do mesmo modo, em relação à satisfação com “Facilidade de fazer transferências”, também não puderam ser

observadas diferenças para os *clusters* que utilizam maior número de ônibus. Para os fatores da qualidade relacionados a conforto também não foi possível estabelecer uma relação entre satisfação e perfil dos usuários nos *clusters*.

Um exemplo da aplicação de *clusters* utilizando as análises deste estudo pode ser feito observando-se a cidade A, que, desejando melhorar sua nota em “Conforto dos ônibus”, por exemplo, identifica que seu *cluster* 1 é o que possui avaliação mais crítica. Já a cidade B possui uma boa avaliação em “Conforto dos ônibus”, sendo os *clusters* 1 e 3 os que melhor avaliam este fator da qualidade. Comparando os perfis do *cluster* 1 da cidade A e os *clusters* 1 e 3 da cidade B, percebe-se que eles possuem as seguintes variáveis com valores similares: idade, renda e número de ônibus para chegar ao destino. Já o tempo de deslocamento nos *clusters* analisados é menor na cidade B do que na cidade A. De posse desse entendimento, dependendo da boa prática identificada na cidade B que a cidade A deseja adotar, o público de menor tempo em transporte pode não ser atingido. Embora na cidade B a ação seja efetiva, a diferente forma de utilização do transporte na cidade A pode não atingir o público desejado.

Para o *benchmarking*, os resultados que relacionam comportamento dos *clusters* com seus respectivos perfis por si só já apresentam insumo para o processo de comparação, pois compara diferentes cidades e as auxilia a entender melhor a relação de seus usuários com o serviço que lhes é ofertado, de maneira conjunta. Além disso, a análise realizada permite identificar os perfis de usuários que estão avaliando determinado fator da qualidade, responsável por aquela cidade ser *benchmark* naquele aspecto. A troca de experiência e o entendimento das ações adotadas pela cidade *benchmark* devem ser realizados em conjunto com o entendimento deste perfil.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este é um trabalho exploratório que buscou, no banco de dados disponível, encontrar relações que pudessem comprovar a existência de padrões de respostas à pesquisa de satisfação de acordo com os perfis de respondentes que compõem cada *cluster*. As diferentes relações encontradas neste trabalho confirmam que o método de clusterização é adequado para uso em análises de *benchmarking* com foco na satisfação dos usuários do transporte coletivo, uma vez que possibilita o entendimento das avaliações do sistema de acordo com a variação de perfil dos seus usuários.

Embora o agrupamento dos respondentes em *clusters* por si só não traga às análises de *benchmarking* uma conclusão direta em relação a quem são os sistemas de referência e quais são as boas práticas a ser seguidas, o método estudado permite o melhor entendimento dos usuários de transporte de cada sistema. Desse modo, em um ambiente com público heterogêneo como em sistemas de transporte coletivo, espera-se que o uso da clusterização contribua às análises de *benchmarking* de maneira a fornecer um melhor entendimento do comportamento e da opinião dos usuários que estão avaliando o sistema e como se caracteriza o público que se deseja atingir com as ações de melhoria do transporte.

Apesar de exploratórias, as análises realizadas permitiram verificar relações interessantes entre o perfil dos usuários do transporte coletivo e suas percepções dos sistemas. Verificou-se que os usuários de maior renda percebem de forma mais negativa a segurança pública e quem tem maior tempo de deslocamento é mais crítico em relação a aspectos operacionais dos sistemas, como “Rapidez”, “Confiabilidade” e “Disponibilidade”. Além disso, verificou-se que os mais jovens tendem a fazer uma maior diferenciação entre os fatores da qualidade, o que é interessante para

avaliações de percepção dos usuários, e o contrário ocorre com pessoas de maior idade. Por outro lado, algumas relações de senso comum não puderam ser verificadas, como maior insatisfação com “Gasto” para as pessoas de menor renda ou diferença na avaliação de “Integração” para pessoas que precisam utilizar mais ônibus para chegar ao destino.

É importante notar que as análises de significância das variáveis e de diferença significativa entre os *clusters* são relevantes, pois a não utilização poderia levar a conclusões erradas, como admitir diferença entre *clusters* considerando variáveis não significativas. Reforça-se, portanto, a necessidade de validações estatísticas sempre que são realizadas análises amostrais como os casos de pesquisas de opinião.

Para trabalhos futuros, outras técnicas de clusterização, além da hierárquica e da *k-means*, podem ser testadas, bem como outros métodos de avaliação da qualidade das formações de *clusters*. As análises realizadas consideraram quatro cidades em que a Pesquisa de Satisfação QualiÔnibus foi realizada, a aplicação deste método em outras cidades e a aplicação de outras ferramentas de medida de satisfação também podem ser testadas para contribuir às conclusões deste trabalho.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao WRI Brasil, FedEx Corporation e Universidade Federal do Rio Grande do Sul pelas contribuições e viabilização de etapas da pesquisa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anzanello, M. e F. Fogliatto (2011) *Selecting the best clustering variables for grouping masscustomized products involving workers learning* Int. J. Production Economics 130, p. 268–276.
- Azambuja, A. M. V. (2002) *Análise de eficiência na gestão do transporte urbano por ônibus em municípios brasileiros*. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção – Universidade Federal de Santa Catarina.
- Bertozzi, P. P. e O. F. Lima Jr. (1998) A qualidade no serviço de transporte público sob as óticas do usuário, do operador e do órgão gestor. *Revista dos Transportes Públicos*, n. 081, p. 53-66.
- Cascetta, E. e A. Cartenì (2014) A quality-based approach to public transportation planning: theory and a case study, *International Journal of Sustainable Transportation*. V. 8, i.1.
- Elmore-Yalch, R. (1998) *A Handbook: Using Market Segmentation to Increase Transit Ridership*. Transit Cooperative Research Program: Report 36, Washington, DC, USA.
- EMBARQ Brasil (2014) *QualiÔnibus pesquisa de Satisfação*. EMBARQ Brasil, Porto Alegre. Disponível em: <<http://embarqbrasil.org/node/47381>> Acesso em: 04 de jul. 2016.
- European Commission (1998). Quality approach in tendering urban public transport operations. Transport Research Fourth Framework Programme Urban Transport – Report 76, 229 p., European Communities, Luxembourg.
- European Standard (2002) EN 13816: transportation – logistics and services – public passenger transport – service quality definition, targeting and measurement. Bruxelas.
- Everitt, B. S.; S. Landau; M. Leese e D. Stahl (2011) *Cluster Analysis* 5th Edition. Wiley Series in Probability and Statistics. King’s College London, UK.
- Ferraz, A. C. P. e I. G. E. Torres (2004) *Transporte Público Urbano*. 2. ed. ampl. e atual. São Carlos.
- Grönroos, C. (1988) *Service Quality: The six criteria of good service quality*, *Review of Business*. New York: St. John’s University Press.
- Hair Jr., J. F.; W.C. Black; B. J. Babin; R. E. Anderson (2010) *Multivariate Data Analysis*. 7 ed., Pearson Prentice Hall.
- Hensher, D. A. e R. Daniels (1995) Productivity measurement in the urban bus sector. *Transport Policy*, v.2, i.3, p. 179–194.
- Jain, A. K. e R. C. Dubes (1988) *Algorithms for Clustering Data*. New Jersey, Prentice Hall –Englewood Cliffs.
- Kaufman, L. e P. Rousseeuw (2005). *Finding Groups in Data: an Introduction to Cluster Analysis*. New Jersey, Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics.
- Kittelton & Associates, Inc. (2003) *Transit Capacity and Quality of Service Manual*. Transit Cooperative Research Program: Report 100, 2nd ed. Washington, DC, USA.
- Ortiz, R.S.; K.C. Mariotti, R.P. Limberger e P.Mayorga (2012) *Physical profile of counterfeit tablets Viagra and Cialis Braz. J. Pharm. Sci.* 48, p. 1-9.

- Pandolfi, C.; C. S. ten Caten e C. M. C. Rodrigues (2015) Instrumento de Avaliação de Cursos em uma Instituição de Ensino Superior da Serra Gaúcha. *Anais do Simpósio Avaliação da Educação Superior*. Porto Alegre.
- Parasuraman, A., V. A. Zeithaml e L. L. Berry (1985) A conceptual model of service quality and its implications for future research. *Journal of Marketing*, v.49, p. 41–50.
- Pullen, W. T. (1993) Definition and measurement of quality of service for local public transport management. *Transport Reviews*, v.13, i.3, p. 247–264.
- Raia Jr., A. A. e F. L. Moreira (2001) A Qualidade do Sistema de Transporte Coletivo por Ônibus na Cidade de São Carlos Sob a Ótica dos Usuários. *Anais do Congresso Brasileiro de Transporte e Trânsito*, 13., 2001, Porto Alegre. *Anais eletrônicos...* São Paulo: ANTP, p. 1-10.
- Rousseeuw, P. (1987) Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics* v 20 (1), 53-65.
- Ryus, P.; K. Coffel; J. Parks e Kittlenson & Associates, Inc. (2010) *A methodology for performance measurement and peer comparison in the public transportation industry*. Transit Cooperative Research Program: Report 141, Washington, DC, USA.
- Silva, C. A. M da (2015) *Análise de corredores prioritários ao ônibus: panorama mundial, clusterização, seleção de variáveis relevantes e relação entre variáveis*. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção – Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Spendolini, M. (1993) *The benchmarking book*. São Paulo: Makron Books.
- Taboada, H. e D. Coit (2008) *Multi-objective scheduling problems: determination of pruned Pareto sets*. II E Transactions, v. 40 (5), p. 552-564.
- Trompet, M., R. Parasram, e R. J. Anderson (2013) Benchmarking disaggregate customer satisfaction scores between bus operators in different cities and countries. *Anais do Transportation Research Board 92nd Annual Meeting*, TRB, 2013.