

CLASSIFICAÇÃO GEODEMOGRÁFICA E A ASSIMETRIA NA DATAFICAÇÃO DE CRÉDITO

GEODEMOGRAPHIC CLASSIFICATION AND CREDIT SCORE DATAFICATION ASYMMETRY

Laudelina Leonardo Pereira¹

USP: <https://orcid.org/0000-0002-8323-3250>

Tarcízio Roberto Silva²

UFABC: <https://orcid.org/0000-0002-7094-8708>

DOI: <https://doi.org/10.21680/1982-1662.2019v2n26ID16276>

Resumo

O mercado de compra e venda de dados pessoais tem papel de destaque na economia informacional. Diante do alto volume de informações pessoais, ferramentas de segmentação despertam cada vez mais interesse das organizações, já que por meio de tecnologias de big data, constroem perfis apurados da população. Para compreender as características deste tipo de classificação, analisamos a ferramenta de classificação geodemográfica Mosaic em contraposição a uma de suas aplicações na ponta do consumidor: o Score Serasa. O Mosaic classifica a população brasileira com base no seu poder de consumo em 11 categorias e 40 segmentos. Este método de categorização considera aspectos financeiros, geográficos, demográficos, de consumo, comportamento e estilo de vida. Por sua vez, o Serasa Score é ferramenta compulsória para algumas classes de cidadãos, que precisam entrar no jogo da otimização contínua de seus índices. O estudo analisa a opacidade dos sistemas e assimetrias da classificação geodemográfica.

Palavras chave: classificação geodemográfica. mosaic experian. data broker. serasa score.

¹Email: laudelina.lp@gmail.com.

²Email: eu@tarciziosilva.com.br.

Abstract

The market for buying and selling personal data plays a prominent role in the information economy. With the increasing volume of collection of personal information, segmentation tools receive a growing interest by organizations, since they use strong data technologies to construct accurate population profiles. To understand the characteristics of this type of classification, we analyze the Mosaic geodemographic classification relative to one of its applications at the consumer end user: the Serasa Score. Mosaic ranks the Brazilian population based on its consumption power and personal characteristics in 11 categories and 40 segments. This categorization method considers financial, geographical, demographic, consumer, behavior, and lifestyle aspects. In turn, the Serasa Score is a compulsory tool for some classes of citizens, who need to enter into the game of continuous management and optimization of their indexes. The study analyzes the opacity of the systems and asymmetries of the geodemographic classification.

Keywords: geodemographic classification. mosaic experian. data broker. serasa score.

Introdução

Todos os dias, pessoas do mundo produzem gigantescas quantidades de informações pessoais no ambiente online e offline, seja durante a compra de remédios na farmácia, uso do plano de saúde, pesquisas em mecanismos de busca na internet e em interações nas mídias sociais digitais. Conforme estas ações acontecem e produzem rastros e traços digitais, as entidades dataficadas (VAN DIJCK, 2014) com as quais as pessoas interagem captam estes dados pessoais que alimentam seus respectivos bancos dados. Entre as informações captadas destacam-se dados cadastrais como nome e endereço e dados sensíveis como raça, etnia e preferências como inclinação política, opiniões e expectativas.

Quanto mais dados estas empresas coletam, mais valiosa se torna sua base de dados, uma vez que, através de tratamento e análise, é possível criar perfis apurados do cidadão. Entre as organizações interessadas no mercado de dados

personais destacamos *data brokers*, instituições financeiras, seguradoras e grandes corporações da tecnologia como Facebook e Google.

Diante do volume de dados pessoais disponíveis, tecnologias de big data permitem a aplicação de análises sofisticadas em banco de dados. Por meio de algoritmos, é possível descobrir informações pessoais detalhadas, fazer inferências e construir perfis acurados, que de outra maneira seria impossível. Especificamente o uso da perfilização gera preocupações em vários aspectos como na questão da privacidade; na aplicação discriminatória de ações sobre os indivíduos alocados em determinados grupos; e em sua abordagem preditiva, que já se alega ser utilizada “para prever o comportamento futuro, pois o processo de estudo de compras, pesquisas on-line, atividade de empréstimo e composição de redes sociais de um indivíduo revela aspectos da personalidade e das preferências desse indivíduo³” (PORAT; STRAHILEVITZ, 2014, p.1440).

A cientista de dados Cathy O’Neil (2016) traz uma visão crítica sobre os algoritmos que se apresentam como o motor da economia atual, já que podem oferecer consequências negativas para a sociedade. Por serem programados por humanos os algoritmos não são neutros, ou seja, são falíveis visto que estes modelos podem codificar preconceitos, equívocos e polarização que de alguma maneira poderá interferir nas vidas de muitas pessoas. A pesquisadora alerta a relevância da discussão já que esses “modelos matemáticos” são amplamente utilizados por organizações. Nessa linha Noble chama de “opressão algorítmica” uma vez que esses algoritmos causam diversos tipos de impactos:

Entenda que as formulações matemáticas para conduzir decisões automatizadas são feitas por seres humanos. Embora muitas vezes pensemos em termos como “big data” e “algoritmos” como sendo benignos, neutros ou objetivos, eles são tudo menos isso. As pessoas que tomam essas decisões possuem todos os tipos de valores, muitos dos quais promovem abertamente o racismo, o sexismo e as falsas noções de meritocracia, o que está bem documentado em estudos do Vale do Silício e outros corredores técnicos⁴ (NOBLE, 2018, p.168).

³ Tradução livre: Big Data can be used to predict future behavior because the process of studying an individual’s purchases, online searches, borrowing activity, and social network composition reveals aspects of that individual’s personality and preferences.

⁴ Tradução livre: understand that mathematical formulations to drive automated decisions are made by human beings. While we often think of terms such as “big data” and “algorithms” as being benign, neutral, or objective, they are anything but. The people who make these decisions hold all

Os algoritmos podem reforçar estereótipos e práticas discriminatórias na sociedade principalmente aqueles usados em ferramentas de segmentação, já que estas classificações algorítmicas tem o poder de distorcer como as organizações tratam as pessoas, incentivando assim a discriminação baseada em análises preditivas que podem ser relacionadas à CEPs, raça, etnia, gênero, classe social e outros dados que consideram recursos econômicos e educacional (O'NEIL, 2016; KENNEDY, 2016; PASQUALE, 2016; EUBANKS, 2017; NOBLE, 2018).

Como aponta Eubanks, “most people are targeted for digital scrutiny as members of social groups, not as individuals”, onde grupos minorizados demográfica ou politicamente “bear a much higher burden of monitoring and tracking than advantaged groups” (EUBANKS, 2017, p.6). Nesse sentido, propomos uma descrição crítica de uma das ferramentas empresariais mais relevantes nas interfaces da perfilização, serviços financeiros e marketing, a Mosaic, especificamente sua versão brasileira. No Brasil é comercializada pela corretora de dados Serasa Experian, que categoriza a população do Brasil em grupos e segmentos, sendo um importante fator na construção do *Serasa Score*. Para este objetivo, recorreremos a informações públicas, disponíveis no site do *data broker* e internet.

A ferramenta é utilizada por empresas, gestores de políticas públicas, estudiosos, agências e profissionais de marketing que buscam acessar dados da população para elaboração de estratégias, serviços e produtos personalizados (SERASA EXPERIAN, 2010).

Mosaic e Perfilização Pervasiva

O Mosaic “é uma solução de segmentação baseada em avançadas e exclusivas técnicas analíticas e estatísticas, que já classificou mais de 2,3 bilhões de consumidores em 29 países”. A partir do tratamento de dados pessoais e criação de perfis, a ferramenta propõe auxiliar as organizações em três frentes: Análise de

types of values, many of which openly promote racism, sexism, and false notions of meritocracy, which is well documented in studies of Silicon Valley and other tech corridors.

perfil; Modelagem estatística e Geomarketing (SERASA EXPERIAN, 2018). No Brasil existem duas variações da ferramenta Mosaic: „Mosaic Business“ que agrupa empresas e Mosaic“ que segmenta consumidores, na qual focaremos este estudo.

Desenvolvido por Richard Webber, o Mosaic foi lançado 1986. Na ocasião o sistema de segmentação geodemográfica reunia dados pessoais de atividades de crédito, dados eleitorais, pedidos de crédito, acórdãos de tribunais por código postal (WEBBER, 2004). Atualmente, mais de 400 variáveis são consideradas pelo sistema. Embora inicialmente projetada para uso na Inglaterra, hoje esta ferramenta da Experian é adaptada em diversos países (MACKAY, 2013).

Segundo o relatório do Mosaic Global, o sistema de classificação permitiu ao grupo Experian encontrar padrões de comportamento similares entre vários países: “Baseia-se numa simples proposição que as cidades do mundo partilham padrões comuns de segregação residencial. (...) Em termos de seus valores e estilos de vida cada tipo de bairro exibe fortes semelhanças em qualquer país que é encontrado⁵”. Por meio de métodos estatísticos e análise de dados pessoais de 16 países, a ferramenta encontrou 10 tipos de bairros residenciais que eram comuns entre os países avaliados. Os segmentos similares apontados são: solteiros sofisticados, prosperidade burguesa, carreira e família, aposentadoria confortável, trabalhadores de serviços rotineiros, lutadores metropolitanos, trabalhadores do colarinho azul, idosos de baixa renda, herança rural e sobreviventes pós-industriais (MOSAIC GLOBAL, 2018).

De acordo com a Serasa Experian (2010), com base em dados cadastrais (CPF, data de nascimento, registro de imóveis etc.) e informações subjetivas como expectativas, desejos e opiniões o Mosaic interpreta estes dados através de segmentações detalhadas. A partir da classificação de perfis de consumidores, é possível identificar aqueles mais rentáveis, estabelecer público alvo ou ainda gerar listas específicas, segmentadas por afinidade como por profissão, risco financeiro, renda entre outras. A análise de grupos e segmentos de consumidores auxilia as organizações realizar:

⁵Tradução livre: It is based on a simple proposition that the world's cities share common patterns of residential segregation.(...) In terms of their values and lifestyles each type of neighbourhood displays strong similarities in whichever country it is found.

- Ofertas segmentadas
- Prospecção
- Rentabilização da carteira de clientes
- Comunicação dirigida
- Modelagem estatística
- Estudo de mercado (como análise de perfil e consumo)
- Geomarketing

Estas segmentações de mercado envolvem questões geodemográficas, de software e classes (BURROWS e GANE, 2006). Desta maneira, o agrupamento acontece.

(...) de acordo com diferenças refinadas de consumo, estilo de vida ou valores culturais, em vez de analisar apenas a situação econômica. Isso envolve um processo duplo de mapeamento de espaços sociais que grupos diferentes consomem ou habitam, enquanto, ao mesmo tempo, coletam informações sobre esses grupos construindo perfis de hábitos de consumo. Dessa forma, uma situação aparentemente econômica da posição de um grupo no mercado (habitacional) torna-se, ao mesmo tempo, uma situação de posição ou status social. A classe e o status efetivamente „colapsam” um no outro, e isso é especialmente claro na classificação do MOSAIC. (...) Essa classificação não é simplesmente de classe ou status (economia ou cultura); é ambos, sem que nem a economia nem a cultura mantenham a vantagem em última instância⁶ (BURROWS; GANE, 2006, p.806).

A versão brasileira do Mosaic foi lançada em 2010 e “classifica a população brasileira em 11 grupos e 40 segmentos baseados em aspectos financeiros, geográficos, demográficos de consumo, comportamento e estilo de vida”. O sistema conta com uma “combinação de mais de 400 variáveis da Serasa Experian e de outras fontes e informação sobre consumidores empresas, domicílios e região resulta em uma alta capacidade para discriminar e descrever os consumidores brasileiros (...)” (MOSAIC BRASIL, 2018). No mercado mundial, entre os

⁶Tradução livre: (...) out according to fine-grained differences in consumption, lifestyle or cultural values, rather than through analysis of economic standing alone. This involves a double process of mapping social spaces that different groups consume or inhabit, while at the same time gathering information about these groups by building profiles of consumer habits. In this way, a seemingly economic situation of a group’s standing in the (housing) market becomes at the same time a situation of social standing or status. Class and status effectively „collapse” in on one another, and this is especially clear in the MOSAIC classification. (...) This classification is not one simply of class or status (economics or culture); it is both, with neither economics nor culture holding the upper hand in the last instance.

concorrentes com serviços de sistemas geodemográficos similares estão: Claritas PRIZM⁷ do grupo Nielsen; Helix Personas da Roy Morgan⁸ e Cameo⁹.

No desenvolvimento da versão brasileira do Mosaic, professores da Universidade de São Paulo (USP) contribuíram na segmentação das categorias, provenientes de dados cruzados da Serasa Experian, PNAD e IBGE. Segundo o professor Leandro Batista, que participou dos estudos de lançamento, “desde quando a inflação foi reduzida a níveis *maneáveis*, a classificação social, que tomava como base os sistemas até então utilizados, classificando indivíduos pelos bens possuídos - número de geladeiras, carros, etc. - deixou de ser representativa” (SERASA, 2010).

Deste modo, proposições mais granulares que levam em conta estilo de vida, arranjo familiar, moradia, relações sociais, motivações e outros fatores seriam mais apropriados para fins de marketing. Como aponta Batista,

Um executivo fora do mercado de trabalho, sem renda, continua tendo bens pontuavam e poderiam assim ser classificado como classe A, mas na verdade passa a pertencer a outro segmento. Da mesma forma, pessoas sem renda compram à prestação os mesmos bens e poderiam ser classificadas como classe C (SERASA, 2010).

O Mosaic é baseado em modelos matemáticos e estatísticos que “agrupa segmentos da sociedade que possuem características semelhantes, permitindo descrever e discriminar esses segmentos em termos de estilo de vida, localização, comportamento de consumo e financeiro” (SERASA EXPERIAN, 2014, p.2). A Serasa Experian afirma que o reagrupamento da sociedade sugerida pela ferramenta resulta também “do cruzamento de informações de marketing e de consumo com os dados referentes ao perfil cadastral de uma determinada categoria de pessoas” (SERASA EXPERIAN, 2010). A figura a seguir é a imagem da tela inicial da ferramenta.

⁷ <http://www.claritas.com/>

⁸ <http://www.helixpersonas.com.au/>

⁹ <https://www.cameodynamic.com/>

Figura 1: Ferramenta Mosaic Brasil - (11 grupos e 40 segmentos)



Fonte: Serasa Experian: Mosaic. Disponível em: <https://marketing.serasaexperian.com.br/targeting/mosaic/> Acesso 29 nov. 2018.

Sampaio observa que existe “uma tentativa de estabelecer uma conexão entre as imagens que representam cada grupo ou subgrupo com sua respectiva descrição” (SAMPAIO, 2017, p.80-81), com a seleção cuidadosa de elementos como gênero, raça, expressão facial, vestuário, acessórios e ambientes. Para melhor

entendimento, reunimos as descrições que caracterizam cada um dos onze grupo no quadro abaixo.

Figura 2: Mosaic Brasil - descritivo dos 11 grupos

Segmentação
<p>Grupo A - Elites Brasileiras Empresários e executivos bem-sucedidos vivem os confortos permitidos pela alta renda: automóveis de luxo, viagens internacionais, restaurantes e produtos exclusivos.</p>
<p>Grupo B - Experientes Urbanos de Vida Confortável Com mais de 50 anos, são profissionais bem estabelecidos ou já aposentados. Usufruem agora do padrão de vida confortável conquistado com o trabalho. Moram em áreas urbanas, com destaque para o litoral.</p>
<p>Grupo C - Juventude Trabalhadora Urbana Com até 35, são jovens em início de carreira, mas ainda buscando aumentar sua escolaridade, que já é superior à dos pais. São otimistas e antenados, com acesso à tecnologia e de olho nas tendências.</p>
<p>Grupo D - Jovens da Periferia As limitações no acesso à educação e à infraestrutura dos bairros onde moram tornam mais difícil a rotina desses jovens. Porém, viram a vida melhorar e acreditam em um futuro melhor.</p>
<p>Grupo E - Adultos Urbanos Estabelecidos O brasileiro adulto médio: com boa escolaridade e esforço, eles conquistaram uma vida profissional e financeira estável, ainda que sem luxos. São consumidores mais cautelosos.</p>
<p>Grupo F - Envelhecendo no Século XXI O crescente grupo de idosos de classe média usufrui hoje de melhores condições, devido à renda da aposentadoria e do maior acesso a serviços de saúde. Ainda assim, sentem nostalgia dos tempos mais simples.</p>
<p>Grupo G - Donos de Negócio O sonho de ser o próprio patrão se tornou realidade para eles. São pequenos e médios empreendedores que investiram suas economias e começaram a ver o resultado, ainda que com algumas instabilidades.</p>
<p>Grupo H - Massa Trabalhadora Urbana Formando a massa de trabalhadores com baixa escolaridade e renda, eles vivem as vantagens e desvantagens das grandes cidades: o acesso ao consumo, à informação, os problemas de mobilidade e alto custo de vida.</p>
<p>Grupo I - Moradores de Áreas Empobrecidas do Sul e Sudeste Trabalhadores com escolaridade e renda baixas, morando em áreas precárias, com difícil acesso a espaços e serviços públicos. Nos últimos anos, viram seu poder de consumo crescer, indo além das necessidades mais imediatas.</p>
<p>Grupo J - Habitantes de Zonas Precárias Homens e mulheres que vivem próximos à linha de pobreza e, por isso, dependem de programas sociais. A baixa renda e escolaridade são agravadas por estarem em regiões com acesso restrito a serviços públicos.</p>
<p>Grupo K - Habitantes das Áreas Rurais Moraram a vida toda em áreas rurais e isso define muito sobre eles: o trabalho para o agronegócio ou em lavoura para consumo próprio, a dificuldade para acessar educação, outros serviços públicos e o amor à terra.</p>

Fonte: site Serasa Experian: Mosaic. Disponível em:
<https://marketing.serasaexperian.com.br/targeting/mosaic/> Acesso: 29 nov. 2018.

No material publicitário do Mosaic, disponível no site da empresa, observa-se esforços em conectar nomenclaturas, imagens e descrição que representem o perfil de cada grupo. Através de mais de 400 variáveis, a versão brasileira da ferramenta classifica mais de 140 milhões de consumidores acima de 18 anos (SERASA EXPERIAN, 2014). Com base no material da empresa, construímos a Tabela 1, que apresenta informações sobre o percentual de participação da população brasileira em cada categoria.

Tabela 1: Mosaic Brasil - segmentos em ordem crescente de participação

GRUPOS		%	SEGMENTO		%
D	Jovens da Periferia	16,8	D13	Independência na casa dos pais	3,37
			D09	Seguindo a vida na periferia	3,18
			D11	Novos moradores da comunidade	2,73
			D12	Trabalhadores vizinhos da grande cidade	2,69
			D10	No coração da periferia	2,49
			D14	Juventude de baixa renda no interior urbano	2,33
H	Massa Trabalhadora Urbana	14,32	H25	Carteira assinada nas regiões metropolitanas	4,30
			H28	Jovens da informalidade	3,20
			H27	Prestadores de serviços nas regiões metropolitanas	2,92
			H26	Trabalhadores manuais de baixa remuneração	2,48
			H29	Comunidades do litoral	1,42
I	Moradores de Áreas Empobrecidas do Sul e do Sudeste	11,42	I30	Envelhecendo com simplicidade	4,16
			I32	Comunidade madura	3,66
			I31	Periferia jovem do interior	3,60
E	Adultos Urbanos Estabelecidos	10,24	E18	Operários da vila	3,19
			E16	Amadurecendo confortavelmente no interior	2,74
			E17	Ascendentes do bairro	2,24
			E15	Esticando a renda	2,07
K	Habitantes de Áreas Rurais	9,38	K38	Juventude do Norte e do Nordeste rural	2,41
			K35	Pedacinho de terra	1,86
			K39	Idosos da agricultura familiar do Norte e do Nordeste	1,55
			K40	Sertão profundo	1,27
			K37	Saudade da roça	1,23
			K36	Jovens trabalhadores do agronegócio	1,06
F	Envelhecendo no Século XXI	9,06	F19	Idosos independentes da classe média	3,09
			F21	Idosos remediados do interior	3,06
			F20	"Jovens" idosos urbanos e dinâmicos	2,92
C	Juventude Trabalhadora Urbana	6,87	C07	Jovens dependentes do interior	2,81
			C08	Jovens protagonistas da classe média	2,06
			C06	Construindo uma carreira promissora	2,01
B	Experientes Urbanos de Vida Confortável	6,25	B05	Assalariados de meia-idade das grandes cidades	2,58
			B04	A caminho da aposentadoria nas melhores condições	2,29
			B03	Idosos tradicionais de alto padrão	1,37
J	Habitantes e do Sudeste de Zonas Precárias	5,99	J34	Adultos vulneráveis	3,27
			J33	Jovens desprovidos	2,72
G	Donos de Negócio	5,87	G24	Pequenos negociantes do interior	2,16
			G22	Empresários estabilizados	2,14
			G23	Jovens empreendedores e ousados	1,57
A	Elites Brasileiras	3,79	A02	Elite urbana qualificada	2,45
			A01	Ricos e influentes	1,34

Fonte: Informações em ordem crescente (percentual) - Mosaic Brasil, *folder* disponível em https://content.serasaexperian.com.br/wp-content/uploads/2018/04/24171021/FL398_Folheto-Mosaic_web.pdf Acesso: 29 nov. 2018.

De acordo com a avaliação detalhada do Mosaic observamos que uma significativa parcela da população brasileira é composta por pessoas de baixa renda, já que a população concentra-se em perfis pertencentes a grupos como Jovens da Periferia (16,80%), seguido por Massa Trabalhadora (14,32%) e Moradores de Áreas Empobrecidas do Sul e Sudeste (11,42%). Para efeito de análise e melhor visualização, filtramos as informações em ordem crescente, de acordo com a participação da população em cada grupo. Os segmentos de cada grupo também foram ordenados respeitando este critério.

Em cada categoria existem descrições apuradas dos grupos e seus 40 perfis. Na figura 6 constam alguns desses segmentos (E15, E16, E17, D9, D10 e 11).

Figura 3: Mosaic Brasil - segmentos E15, E16, E17, D9, D10 e D 11



D-Jovens da Periferia



D9 Seguindo a Vida na Periferia

Jovens adultos, principalmente na faixa dos 26 aos 45 anos, moradores de grandes cidades, vivendo em zonas muito distantes do centro. Em geral, vivem com suas famílias estendidas, que, em muitos casos, são chefiadas por mulheres.

Apesar de muitos possuírem escolaridade média, isso não significa que tenham garantia de boas ocupações: suas rendas são bem modestas.

Sofrem com a falta de opção de lazer público nos bairros em que vivem e acabam realizando a maioria das atividades dentro do espaço doméstico. Por isso, investem em televisores mais modernos, videogames e em pacotes mais simples de TV por assinatura.



D10 No Coração da Periferia

São jovens moradores de zonas periféricas urbanas com baixa escolaridade. Em geral, nasceram nas periferias, e seus pais já viviam com renda mais baixa. Cerca de metade possui apenas o ensino fundamental. Dessa forma, são aptos a postos de trabalho de menor remuneração ou informais.

Em geral solteiros, muitos vivem em locais compartilhados de residência; uma mesma família dividindo uma casa cujos cômodos são separados ou em terrenos com mais de uma casa construída.

Moram em bairros com poucas opções de lazer. Mesmo assim é comum encontrarmos campos de futebol de várzea, direcionados sobretudo aos homens. Para as mulheres, o lazer pode ser o café com a vizinha ou a ida esporádica ao salão de beleza local. Em sua maioria, são consumidores do comércio de rua e não são frequentadores assíduos de shoppings.



D11 Novos Moradores da Comunidade

Ainda muito jovens, com menos de 30 anos, já moram sem a família em áreas extremamente periféricas, em geral comunidades fora das capitais.

Muitos deles chegaram recentemente a essas áreas, sendo que parte vem do interior de estados mais pobres, buscando melhores oportunidades em centros urbanos. Há maior presença de mulheres. Uma parte pequena, mas significativa, participa de programas sociais do governo.

São pessoas que levam a vida com dificuldades, com renda apertada e gastos que devem ser devidamente controlados. O orçamento não tem "folga" e qualquer imprevisto pode provocar um desequilíbrio financeiro. Por outro lado, muitos têm pequenos negócios informais e apostam nisso para melhorar suas condições.

Fonte: Mosaic Brasil, *folder* disponível em https://content.serasaexperian.com.br/wp-content/uploads/2018/04/24171021/FL398_Folheto-Mosaic_web.pdf Acesso: 19 nov. 2018.

A classificação Mosaic mostra através da nomenclatura e da descrição de cada categoria, a riqueza de detalhes obtidos por meio dos dados capturados “de forma que podemos encontrar o mesmo indivíduo em diferentes posições ou comportamentos de consumo” (SAMPAIO, 2017, p.81). No quadro a seguir reproduzimos as informações divulgadas pelo Mosaic sobre o „Grupo D - Jovens da Periferia“ e na sequência trechos das descrições referentes ao segmento „D13 - Independência na Casa dos Pais“ .

Figura 4: Mosaic Brasil: Informações do Grupo D - Jovens da Periferia

	<p>Grupo D JOVENS DA PERIFERIA</p>
<p>Jovens moradores de zonas periféricas das áreas urbanas ou rurais com poucas oportunidades.</p>	
<p><i>Mini descrição</i></p>	

As limitações no acesso à educação e na infraestrutura dos bairros onde moram torna mais difícil a rotina desses jovens. Porém, viram a vida melhorar e acreditam em um futuro melhor.

Características Principais

- Jovens
- Muitas mulheres chefes de família
- Maioria solteiros
- Moradores da periferia
- Dividem residência com a família

Visão Geral

Jovens moradores das zonas periféricas urbanas ou rurais. Em sua maioria solteiros, trabalham e contribuem efetivamente com o sustento do lar, geralmente dividido com demais membros da família. Destaca-se a presença de mulheres chefes de família.

Embora uma boa parte tenha acesso a emprego formal, a informalidade está muito presente, deixando a vida mais incerta. As transformações dos últimos anos proporcionaram melhora efetiva nas condições de vida de suas famílias, o que por vezes reforça neste grupo uma expectativa mais positiva em relação ao futuro pessoal e do País. Por outro lado, vivem uma realidade mais difícil - apesar do crescente acesso à informação, as desigualdades ainda persistem e os jovens mais pobres são os mais prejudicados.

Descrição

Sete em cada 10 estão na faixa entre 21 e 35 anos, na maior parte solteiros e de baixa escolaridade. Nasceram e cresceram nos espaços periféricos dos centros urbanos ou rurais do País. 4 em cada 10 são mulheres chefes de família. Vivem com suas famílias estendidas em casas localizadas em bairros periféricos de capitais e regiões metropolitanas por vezes sem acesso satisfatório a serviços de saneamento básico.

Por exemplo: 3 em cada 10 moram perto de terrenos baldios com presença de lixo, 3 em cada 10 dos domicílios não têm rua identificada e 5 em cada 10 vivem em regiões sem rede de esgoto ou bueiro. Uma parte, majoritariamente pertencente ao segmento D11 (Novos Moradores da Comunidade), tem condições precárias de moradia.

Do ponto de vista da ocupação, podemos dividir o grupo em três partes:

- trabalhadores da iniciativa privada ocupando cargos pouco expressivos e de baixa remuneração;
- trabalhadores informais e
- desempregados.

Uma pequena parte recebe algum tipo de ajuda governamental.

Apesar da idade, as baixas condições financeiras podem ser limitadoras de atividades comuns à faixa etária e distanciar este grupo dos chamados “anteados”. Mesmo com pouco acesso, valorizam as marcas, principalmente como forma de inclusão social ou demonstração de algum status. Vestuário e cosméticos são categorias que podem cumprir esse papel neste universo.

Por não terem opção de lazer público em seus bairros costumam se divertir dentro de casa ou, às vezes, em shoppings, onde costumam passear e, às vezes, fazer alguma refeição rápida.

Em função disso, a TV é o principal meio de comunicação e importante forma de lazer. A internet cumpre papel significativo, principalmente através das redes sociais. Uma boa parte possui acesso em casa, sendo inclusive uma prioridade em relação às demais despesas domésticas. Assim, acaba atuando como uma forma de inclusão para os jovens, uma vez que o acesso se dá independentemente da situação financeira - diferença reside na velocidade de conexão e na preferência de conteúdos. Para além do relacionamento, a internet é importante meio de pesquisa de preços e eventualmente compra on-line com pagamento tanto em cartão de crédito como em boleto bancário.

O acesso aos bancos é limitado, mais concentrado no grupo que possui emprego formal, ainda que de forma básica (conta corrente ou conta salário). Cartão de crédito, crediário ou outras formas que permitam parcelar as compras são os meios mais utilizados de crédito e dos quais dependem para ter acesso aos bens de valor um pouco mais elevado.

8 em cada 10 já tiveram algum tipo de dificuldade para honrar seus compromissos financeiros. São pessoas otimistas e têm uma percepção de que a vida mudou para melhor nos últimos anos, principalmente pelo maior acesso a bens de consumo que, na infância, suas famílias não tinham.

Acreditam que suas vidas e o País continuarão a melhorar.

Personagem fictício

Tipo Ideal: Priscila

Priscila tem 26 anos e mora em Nova Iguaçu, na baixada fluminense. Aos 20 anos, ficou grávida do namorado David. Nessa época, eles decidiram morar juntos nos fundos da casa dos pais de Priscila, onde construíram um “puxadinho” com quarto, cozinha e banheiro.

Ela e David viveram juntos por três anos, mas o relacionamento não deu certo e Priscila voltou para a casa dos pais para aproveitar o rendimento do aluguel de sua antiga casa. David raramente dá alguma ajuda financeira para a filha Jéssica, que tem que contar com os avós maternos quando a situação aperta.

Quando engravidou, Priscila sonhava em fazer uma faculdade. O plano foi postergado, mas não abandonado. Ela trabalha como auxiliar administrativa em um pequeno escritório de advocacia no centro de Nova Iguaçu. Pela proximidade com a área, pretende, assim que possível, cursar Direito e conseguir um salário melhor na área em que já atua.

O sonho de Priscila é que sua filha não tenha que abandonar os estudos por ter engravidado tão cedo como ela e vá longe na vida por meio da educação. Ela pretende juntar dinheiro para colocar a Jéssica em uma escola particular quando se aproximar a época de prestar o vestibular. Apesar das dificuldades que enfrenta diariamente, Priscila é otimista e tem certeza de que ela e Jéssica terão uma vida muito melhor no futuro. Afinal, nos últimos anos, a vida só tem melhorado.

Recentemente, ela assinou um pacote básico de TV e internet e comprou um notebook, assim pode ver seriados, filmes e desenhos com sua filha aos fins de semana. Isso sem falar na facilidade que tem para acessar redes sociais todos os dias.

Fontes: Informações compiladas referente ao grupo D - Jovens da Periferia: a) site Serasa Experian: Mosaic. Disponível em: <https://marketing.serasaexperian.com.br/targeting/mosaic/>; b) Serasa Experian, 2014 - release Mosaic. Disponível em http://www.anfac.com.br/v3/uploads/tmp/Estudo_inedito_30set2014.pdf; c) Folder Mosaic. Disponível em: https://content.serasaexperian.com.br/wp-content/uploads/2018/04/24171021/FL398_Folheto-Mosaic_web.pdf Acessos: 29 nov. 2018.

Informações que auxiliam análises preditivas são encontradas na descrição do perfil, como no seguinte trecho: „8 em cada 10 já tiveram algum tipo de dificuldade para honrar seus compromissos financeiros”, trazem um panorama bem substancial do cenário residencial deste grupo.

As segmentações apresentadas por essas corretoras de dados criam situações, através das quais, é perfeitamente possível identificar grupos mais ou menos favorecidos financeiramente, em nível de educação, sexo ou etnia. Englobam grande parte dos problemas apresentados na segmentação tanto preditiva quanto descritiva (...) (SAMPAIO, 2017, p. 82).

Esta afirmação pode levar alguns comerciantes a julgarem pessoas como inadimplentes sem terem concretizado uma venda, baseando seu pré-julgamento a respeito de um indivíduo, apenas no comportamento de um grupo avaliado pela ferramenta.

Estas análises preditivas permitem que empresas de crédito criem pontuações (*score*) e diferentes graus de acesso ao seu sistema que acaba reforçando a já desequilibrada distribuição de crédito entre os diversos grupos sociais, característica esta que reforça a desigualdade já inerente no capitalismo (SILVEIRA, 2017; O'NEIL, 2016).

Estas avaliações e classificações baseiam-se não apenas nos históricos financeiros e interesses relevantes dos consumidores, mas também na sua raça, sexo, CEP, status social, educação, laços familiares e uma grande variedade de dados adicionais. No entanto, os consumidores desconhecem em grande parte essas pontuações e segmentações, e geralmente não têm como contestar sua veracidade¹⁰ (...) (SCHMITZ, 2014 p. 1411).

A questão da desigualdade é presente neste cenário do grupo D e o próprio Mosaic identifica a vulnerabilidade a qual esta categoria está exposta, quando diz que este perfil „vive em uma realidade mais difícil“ onde „as desigualdades ainda persistem e os jovens mais pobres são os mais prejudicados“. E “isso significa menos crédito disponível e taxas de juros mais altas para aqueles que já estão lutando¹¹” (O'NEIL, 2016, pos. 144).

Classificação Geodemográfica e o Serasa Score

Destacamos a relevância de refletir sobre produtos de classificação geodemográfica que tem como característica relacionar dados de localização do indivíduo com seus aspectos socioeconômicos, criando regimes de perfilização que estabelecem possibilidades de ascensão, estagnação ou piora em condições de vida. O Mosaic Experian especificamente possui uma relação inversa à outra ponta do processo: a metrificação de performance disponível ao cidadão.

¹⁰ Tradução livre: These valuations and classifications are based on not only consumers' financial histories and relevant interests, but also their race, gender, ZIP Code, social status, education, familial ties, and a wide range of additional data. Nonetheless, consumers are largely unaware of these scores and segmentations, and generally have no way to challenge their veracity (...).

¹¹ Tradução livre: That means less available credit and higher interest rates for those who are already struggling.

Na década de 1950, o sociólogo Jonathan Robbin, considerado o pioneiro da classificação geodemográfica, contribuiu com o desenvolvimento de softwares de análise de *cluster*, capazes de tratar grande volume de dados. Cerca de vinte anos depois, Robbin criou o PRIZM, sistema geodemográfico que classifica a população estadunidense a partir de perfis de áreas residenciais (GOSS, 1995).

No mesmo período no Reino Unido, o cientista social Richard Webber também desenvolveu um programa de computador, projetado para perfilar cidadãos e classificar bairros residenciais. O software ACORN que categorizava áreas pobres de Londres tinha como objetivo atender propósitos de política pública. Porém, com o tempo, a ferramenta despertou interesse em organizações.

Assim Webber passou a comercializar o ACORN através da empresa de sistemas CACI, que perfilizava clientes com base em seus códigos postais. Já em 1985 o cientista se uniu a CCN, empresa que anos depois passaria a se chamar Experian, o maior *data broker* de crédito do Reino Unido. Nesta corretora desenvolveu outra ferramenta de classificação e segmentação chamada de Mosaic (BURROWS & GANE, 2006). Para Webber “é irônico que uma ferramenta originalmente projetada para distinguir entre diferentes categorias de áreas pobres passou a ser usada como ferramenta de diferenciação entre diferentes categorias de pessoas ricas¹²” (WEBBER, 2004, p.220).

Por meio do método de classificação geodemográfica, a ferramenta Mosaic categoriza a população com base no seu poder de consumo. Presente em diversos países, esta segmentação é comercializada com organizações, que recorrem a estas perfiliações para apoiarem suas táticas de marketing, estudos de mercado entre outras estratégias. Queremos destacar aqui, porém, que as amplas possibilidades oferecidas anteriormente são assimétricas e desiguais em seu âmago, em sua própria razão de existir como inteligência competitiva. Cinnamon aponta que “conhecimento e visibilidade em capitalismo de vigilância é imensamente assimétrica [...] o poder é agudamente concentrado”¹³ (CINNAMON, 2017, p.610) nas mãos de poucas corporações comerciais, enquanto usuários comuns e

¹² Tradução livre: It is ironic that a tool originally designed to distinguish between different categories of poor areas came to be used as a tool for differentiating between different categories of rich people.

¹³ Tradução livre: “knowability and visibility in surveillance capitalism is wildly asymmetrical [...]; power is sharply concentrated”

organizações da sociedade civil geralmente possuem acesso apenas a uma fatia das informações, fornecidas de modo estratégico.

É o caso do Serasa Score¹⁴, serviço oferecido pela Serasa Experian que possibilita ao consumidor consultar gratuitamente seu *score* por meio do seu CPF. O *site* explica, em uma linguagem simples, que *score* de crédito é uma pontuação que calcula qual a probabilidade de um consumidor pagar suas contas nos próximos 12 meses, em uma escala de 0 a 1.000, sendo 1.000 um indicador de bom pagador. A empresa lembra que esta pontuação é dinâmica, ou seja, pode mudar a cada consulta já que o cálculo automatizado é realizado de acordo com as novas informações da base de dados.

Segundo o *data broker*, o Serasa Score é uma das ferramentas que credores (bancos, lojas, empresas) utilizam para fazer uma avaliação de concessão de crédito. Em relação ao seu funcionamento, o *site* revela apenas que “a análise de informações existentes na base de dados da Serasa e relacionadas às consultas realizadas pelos clientes da Serasa são combinadas e se transformam em uma pontuação”. Por meio de uma modelagem estatística o sistema indica a chance de um determinado grupo de pessoas, que tem um comportamento similar pagarem ou não seus vencimentos. A empresa ainda faz uma ressalva alertando que a decisão de conceder crédito cabe à empresa que o consumidor fez o pedido (SERASA CONSUMIDOR, 2018).

É possível acessar a nota mediante cadastro gratuito no *site* da empresa. Na figura abaixo temos um exemplo da tela do *score*. No centro é mostrado o *score* de crédito do consumidor naquele momento da consulta e nas laterais é exibido outros índices para efeito de comparação, são eles „pontuação média das pessoas no seu CEP” e „pontuação média das pessoas com a mesma de idade”.

¹⁴ <https://www.serasaconsumidor.com.br/score/>

Figura 5: Serasa Score - Tela „meu score” - risco médio



Fonte: Como consultar o score na Serasa. Disponível em:

<https://www.serasaconsumidor.com.br/ensina/consultar-cpf-e-score/como-consultar-score-na-serasa/>

Acesso: 29 nov. 2018

A imagem ainda traz um aviso sobre dados positivos no box laranja: „o score não está considerando seus dados positivos” (fazendo alusão se aquele usuário já participa ou não do Cadastro Positivo) e na parte inferior informações quanto ao risco de crédito: „O risco de pessoas com esta pontuação não pagarem suas contas é médio*. Em média a cada 100 pessoas com este perfil, 19 poderão vir a deixar de pagar suas contas em dia em doze meses”. Com este recurso, a empresa ao mesmo tempo gera uma ansiedade no consumidor e cria motivação de fornecimento voluntário de novos dados de forma recursiva.

A relação entre tecnologias empresariais como o Mosaic e mecanismos de avaliação do consumidor como o Serasa Score pode ser consideravelmente opaca para os cidadãos, uma vez que seus impactos são sentidos de forma oculta ou difusa. Redes de varejo, por exemplo, usam o acesso à scores como este para decidir a aprovação ou recusa de serviços financeiros como crediários.

Em trabalho recente, Pereira (2018) levantou relatos de cidadãos no site *Reclame Aqui* que reúne reclamações, problemas e insatisfações de consumidores de empresas de todos os tipos, as quais podem usar a plataforma para responder e resolver os problemas dos consumidores. Entre 42 reclamações levantadas especificamente sobre o score na página da Serasa entre junho de 2017 e julho de 2018 é possível ver comportamentos e problemas relatados tais como

acompanhamento contínuo do *score*, estigmatização de bairros na discriminação de consumidores, opacidade dos dados e, sobretudo, os impactos em ações concretas e materiais.

Tabela 2: Relatos publicados no *Reclame Aqui*

Categoria	Reclamação
Acompanhamento do Score	Data: 05/06/2018; Local: Maceió-AL Título: <i>Score</i> caiu 100 pontos do dia para a noite sem motivo algum Trecho: <i>Acompanho meu score de crédito cotidianamente, não possuo dívidas e não pago nada com atraso, sempre pago antes do vencimento. (...) essas mudanças abruptas prejudicam os consumidores junto as empresas.</i>
Discriminação geográfica	Data: 01/03/2018; Local: Trindade-GO Título: Calúnia, difamação e injúria. Trecho: <i>Serasa consumidor anda prestando um serviço chamado Score, onde divulga dados enganosos da pessoa. Estava com uma carta de consorcio contemplada, o qual eu pago desde 2013 fui sorteado agora em 2018, o qual foi me negado por causa deste serviço Score. De acordo com a empresa do consórcio o pessoal do setor onde eu moro não tem abito [sic] de pagar contas em dias. Agora porque meu vizinho não paga conta eu fico penalizado?</i>
Negação de serviço financeiro	Data: 23/05/2018; Local: Curitiba-PR Título: Demora para recuperação de crédito Trecho: <i>(...) Mesmo insatisfeito com o serasa, eu cuidei do meu crédito e venho lutando para ter alguma coisa de score. Hoje, torcendo que, depois de quase 1 ano depois do problema que tive, meu score chegasse a 400 (estava 393). Infelizmente abaixou para 370, sem motivo algum! Com isso de score, não posso comprar nem nas casas bahia. Talvez quando eu chegar aos 50 anos, eu consigo uns 600 pontos.</i>
Opacidade do sistema	Data: 07/01/2018; Local: Porto Alegre-RS Título: Meu Score nunca sobe Trecho: <i>Estive negativado por um tempo, mas limpei meu nome ano passado desde o mês 9, é de lá para cá meu score não subiu nada, pago minhas contas antes do prazo de vencimento, fiz cadastro positivo, fiz tudo o que tem nas dicas mas mesmo assim meu score não sobe.</i>

Fonte: Data Brokers: reflexões sobre os impactos da classificação e do *score* de crédito na sociedade. (PEREIRA, 2018).

Como podemos ver nos relatos acima, são narrativas onde estão presentes a justificativa de auto-gestão como argumento dos consumidores para o merecimento de um *score* melhor, algo que foi identificado também por Kear (2018). Em estudo etnográfico sobre táticas de consumidores para melhorar seus próprios *scores*, Kear aponta que os apoios mútuos acabam por se tornar uma “força subjetivadora que

encoraja indivíduos a produzir a si mesmos como sujeitos governáveis financeiramente”¹⁵ (KEAR, 2018, p.14).

Lyon (2002) aponta que essa ânsia de classificar pessoas foi acelerada pelo capitalismo informacional. Com o mercado cada vez mais interessado neste tipo de classificação, Thrift e French (2002) constataam um aumento de cientistas sociais motivados em compreender o fenômeno, porém a utilização de softwares é cada vez mais fundamental nesta economia de dados. No entanto, mesmo a ideia de abundância de dados é questionada recentemente, uma vez que a geração rotineira de dados sociais por usuários de mídias sociais a rigor convergiu na plataformização da web - onde empresas como Facebook, Google, Amazon e Apple concentram os dados sociais de forma privatizada. A aparente abundância de dados e redistribuição da pesquisa social privilegiou empresas comerciais, que hoje superam até o poder de Estados na interpretação da sociedade, como aponta Marres (2012) em consonância com a crítica de Webber (2004) anteriormente vista.

Neste ponto Nascimento destaca que o conhecimento e uso destas ferramentas “demandam uma especialização particular que poucos dos sociólogos atuais se dispõem a aprender” (NASCIMENTO, 2016, p.226) ou sequer teriam acesso. Os sociólogos britânicos Burrows e Gane (2006) explicam que

esses espaços não são simplesmente de natureza geográfica; são espaços sociais nos quais a classe, a cultura e as identidades atuam e se situam. A mediação de tais espaços por novas tecnologias de classificação de software é, portanto, uma questão de interesse sociológico, e não apenas por isso, mas porque transforma a natureza do espaço social, e com isso traz mudanças tanto à base conceitual quanto à experiência vivida de „classe“. Em relação a isso, debates recentes sobre a divisão digital talvez possam ser vistas na reconfiguração de ideias tradicionais sobre classe social¹⁶ (BURROWS; GANE, 2006, p.802).

A classificação geodemográfica é uma tecnologia de vigilância que possibilita “capturar dados pessoais acionados por corpos humanos e (...) usar essas abstrações para colocar pessoas em novas classes sociais de renda, atributos,

¹⁵ Tradução livre: “subjectivizing force that encourages individuals to produce themselves as financially governable subjects.

¹⁶ Tradução livre: The argument of this article is that these spaces are not simply geographical in nature; they are social spaces within which class, culture and identities play out and are situated. The mediation of such spaces by new software-sorting technologies is thus a matter of sociological concern, not least because this, in turn, transforms the nature of social space, and with this brings changes to both the conceptual basis and lived experience of „class“.

preferências ou rejeições, a fim de influenciá-las, gerenciá-las ou controlá-las¹⁷” (LYON, 2002, p.3). O processo de perfilização e classificação tornou-se uma das características mais marcantes da sociedade de controle. Diante desta configuração os agentes de vigilância são dispensáveis e o controle não é mais opressivo. O fluxo agora é suave (LIANOS, 2003) e voluntário, uma vez que os cidadãos oferecem de bom grado seus dados pessoais, em nome de acesso a serviços financeiros ou mesmo de uma melhor experiência com as marcas (SILVEIRA, 2018).

Neste contexto de agrupamento, a análise sociológica da classe social é discutida por Burrows e Gane:

em nossa opinião, de Marx e Weber, Weber parece estar mais próximo de antecipar a importância tanto de classe como uma „posição de mercado” instrumental quanto de status como uma relação social comunitária forjada através do consumo. Mas, ao contrário da posição de Weber (1978: 926-9), sugerimos que não é mais possível dividir „classe” (ou melhor, “situação de classe” - a **estratificação das chances de vida** decorrentes da distribuição desigual da propriedade material) do ‘status’ (distribuição de honra’ decorrente, em particular, das escolhas de estilo de vida e diferentes práticas de consumo). O software geodemográfico que classifica as pessoas e lugares que temos identificado é emblemático de uma relação significativamente mutável entre classe e status acompanhada por produção e consumo. Considerando que, para Weber, classe (o posicionamento dos indivíduos dentro de um mercado) é distinta de status (prestígio social ou cultural que é independente, mas às vezes ligado ao posicionamento econômico), essa separação analítica é hoje cada vez mais difícil de manter¹⁸ (BURROWS; GANE, 2006, p.805, grifo nosso).

Ainda que sistemas de classificação geodemográfica como o citado tenham começado no ambiente acadêmico para serem aplicados em políticas públicas, atualmente este método é amplamente utilizado na esfera comercial,

¹⁷ Tradução livre: capture personal data triggered by human bodies and (...) use these abstractions to place people in new social classes of income, attributes, preferences, or offences, in order to influence, manage or control them.

¹⁸ Tradução livre: In our opinion, of Marx and Weber, Weber would seem to be closer to the mark for anticipating the importance both of class as an instrumental „market position” and status as a communal social relationship forged through consumption. But, contrary to Weber’s position (1978: 926-39), we suggest that it is no longer possible to divide „class” (or rather „class situation” - the stratification of life-chances arising from the uneven distribution of material property) from „status” („the distribution of honour” arising, in particular, from lifestyle choices and differing practices of consumption). The geodemographic software sorting of people and places we have identified is emblematic of a significantly changing relation between class and status and, it follows, production and consumption. Whereas, for Weber, class (the positioning of individuals within a market) is distinct from status (social or cultural prestige that is independent from but sometimes connected to economic positioning), this analytic separation is today increasingly difficult to maintain.

principalmente por *data brokers*, que desenvolvem ferramentas de segmentação para serem comercializadas com diversas organizações.

O alto volume de dados pessoais possibilita que estas corretoras construam perfis apurados dos indivíduos e o método de classificação geodemográfica permite agrupar pessoas relacionando informações socioeconômicas com suas áreas residenciais.

Classificações geodemográficas atuam nessa busca pelo pertencimento, alinhando indivíduos a grupos de status de classe claramente delimitados (em detrimento de outros grupos), enquanto ao mesmo tempo dá a cada indivíduo uma estrutura (embora sempre mutável) através da qual se orienta, tanto no espaço físico quanto no social, e a autoidentificação pode prosseguir¹⁹ (BURROWS; GANE, 2006, p.805-806).

O interesse crescente das organizações por ferramentas de segmentação é consequência da capacidade de “mapear e estruturar padrões de consumo que, por sua vez, auxiliam tanto no aprimoramento quanto na regulação do mercado capitalista” (BURROWS; GANE, 2006, p.807). Mais do que isto, às características de ferramentas como estas podem ser atribuídas desenho que direciona a pesquisa e interpretação à realização de práticas discriminatórias, uma vez que ferramentas e metodologias como bases de dados e infraestruturas de vigilância computacional “não simplesmente apoiam a pesquisa, eles fundamentalmente mudam as práticas e organização da pesquisa - as questões feitas, como são feitas, como são respondidas e como as respostas são aplicadas” (KITCHIN, 2014, pos.729).

Considerações Finais

Por meio de uma complexa e variada rede de fontes, os dados pessoais são provenientes de dados públicos, parceiros e governo (FTC, 2014). Depois de reunidos, estes dados são cruzados com a base dos *data brokers*, onde ocorre o tratamento e a classificação para assim se construir um perfil detalhado do indivíduo. Além dos dados cadastrais como CPF e endereço, outras informações são

¹⁹ Tradução livre: Geodemographic classifications play on this quest for belonging by aligning individuals with clearly marked out class-status groups (over and against other groups), while at the same time giving each individual a structure (although one that is always shifting) through which self-orientation in both physical and social space and self-identification may proceed.

capturadas, como hábitos e opiniões de cada usuário; preferências religiosas e políticas; *emoticons* de reações usados nos comentários do Facebook; hábitos alimentares e de consumo; situação econômica e até informações sobre a saúde física e psicológica do indivíduo. Nesta conjuntura dados e metadados são a matéria prima dos *data brokers*.

Neste cenário destacamos a prática de classificação de perfis que, através de critérios obscuros infere avaliações, inclusive sobre a vida creditícia do consumidor determinando de forma preditiva, se aquele consumidor irá ou não pagar uma conta. Esse pré-julgamento é presente na sociedade algorítmica, seja para definir que tipo de notícias ou produto que determinado perfil irá consumir através de filtros bolhas (PARISER, 2015); para conduzir comportamentos, uma vez que modulação depende de uma análise detalhada para seu sucesso (SILVEIRA, 2017); e até mesmo para apontar se um consumidor irá honrar ou não seus pagamentos.

Importante dizer que a discussão não se concentra na licitude dos sistemas de classificação, mas na falta de transparência de como opera, por exemplo, „que peso cada critério recebe?“ e também no desconhecimento sobre „quais dados pessoais compõem o perfil do indivíduo nas ferramentas de segmentação“.

A questão intrínseca a este modelo é que se alguns são beneficiados, a maior parte da população sofre. Esses processos regidos por algoritmos enviesados e com critérios obscuros fecham portas para milhões de pessoas, muitas vezes por motivos simples e sem oferecer a possibilidade de solicitar recurso (O'NEIL, 2016).

Esses impactos negativos podem ser exemplificados ainda pelo risco que corre a privacidade do indivíduo, pela perda de suas particularidades sociais, a exemplo dos modelos de classificação e da desigualdade econômica, social e racial que já são inerentes à sociedade capitalista.

Diante desta falta de transparência, observamos um movimento em várias partes do mundo pelo direito à privacidade e por regras no uso de dados pessoais. Sem pretender esgotar o presente tema, registramos aqui nosso posicionamento crítico sobre os sistemas de classificação destacando-se o impacto que estes modelos podem representar nas chances de vida do indivíduo e no desenvolvimento da própria sociedade.

Referências

BURROWS, Roger; GANE Nicholas. **Geodemographics, Software and Class.** *Sociology* Vo. (5): 793-812, 2006. Disponível em: <<http://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0038038506067507>> Acesso em 25 nov. 2018.

CINNAMON, Jonathan. Social injustice in surveillance capitalism. *Surveillance & Society*, vol. 15, n. 5, pp. 609-625, 2017.

DUFAULT, Beth Leavenworth; SCHOUTEN, John W. Self-quantification and the datapreneurial consumer identity. *Consumption Markets & Culture*, p. 1-27, 2018.

EUBANKS, Virginia. **Automating inequality: How high-tech tools profile, police, and punish the poor.** Nova Iorque: St. Martin's Press, 2018.

GOSS, Jon. **We Know Who You Are and We Know Where You Live: The Instrumental Rationality of Geodemographic Systems.** *Economic Geography*, Vol. 71, No. 2 (Apr., 1995), pp. 171-198, 1995. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/144357?seq=1#page_scan_tab_contents> Acesso: 15 nov. 18

KEAR, Mark. Playing the credit score game: algorithms, „positive“ data and the personification of financial objects. *Economy and Society*, v. 46, n. 3-4, p. 346-368, 2017.

KENNEDY, Helen. **Post, Mine, Repeat.** Ebook: Palgrave Macmillan, 2016.

KITCHIN, Rob. **The data revolution: Big data, open data, data infrastructures and their consequences.** Thousand Oaks (California, EUA): Sage Publications, 2014.

LIANOS, Michalis. **Social Control after Foucault.** *Surveillance and Society* 1(3): 412-30, 2003. Disponível em: <http://ojs.library.queensu.ca/index.php/surveillance-and-society/article/view/3348>> Acesso: 07 dez. 18.

LYON, David. **Everyday Surveillance: Personal Data and Social Classifications,** *Information, Communication and Society*, 2002.

MACKAY, Hugh. **Information and the Transformation of Sociology: Inter-activity and Social Media Monitoring .** *Triple C - communication, capitalismo & critique. Journal for a Global Sustainable Information Society.* Vol. 11 nº 11, p. 117-126, 2013. Disponível em: <https://www.triple-c.at/index.php/tripleC/article/view/343> Acesso em: 13 nov. 2018.

MARRES, Noortje. The redistribution of methods: on intervention in digital social research, broadly conceived. *The sociological review*, v. 60, n. 1_suppl, p. 139-165, 2012.

MOSAIC BRASIL. Serasa Experian. Disponível em <https://marketing.serasaexperian.com.br/targeting/mosaic/> Acesso: 29 nov. 2018.

MOSAIC GLOBAL, E-handbook, 2010. Disponível em http://www.appliedgphic.com/AGS_2010%20web%20pdf%20files/Mosaic%20Global%20E-Handbook.pdf Acesso em: 29 nov. 2018.

NASCIMENTO, Leonardo F. **A Sociologia Digital: um desafio para o século XXI.** sociologias vol.18 no.41 Porto Alegre jan./abr. 2016. Disponível em <http://dx.doi.org/10.1590/15174522-018004111>. Acesso 02 dez. 2018.

NOBLE, Safiya Umoja. **Algorithms of Oppression: How search engines reinforce racism.** NYU Press, 2018.

O' NEIL, Cathy. **Weapons of Math Destruction: How Big Data Increases Inequality and Threatens Democracy.** Nova Iorque: Crown Archetype, 2016.

PARISER, Eli. **O Filtro Invisível: O que a internet está escondendo de você.** 1. ed. Brazil: Zahar, 2012

PASQUALE, F. A. **The Black Box Society: The Secret Algorithms that Control Money and Information.** Cambridge: Harvard University Press, 2016.

PEREIRA, Laudelina. **Data Brokers: reflexões sobre os impactos da classificação e do score de crédito na sociedade.** Monografia - Especialização em Gestão Integrada da Comunicação Digital para Ambientes Corporativos. Universidade de São Paulo, 2018.

PORAT, Ariel; STRAHILEVITZ, Lior Jacob. **Personalizing Default Rules and Disclosure with Big Data.** Vol 112 MICH. L. REV. 1417, 1440, 2014. Disponível em: <https://repository.law.umich.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1001&context=mlr> > Acesso em: 20 nov. 2018.

SAMPAIO, Alice Castaldi. **Data brokers: um novo modelo de negócios baseado em vigilância de dados.** Campinas: Universidade Estadual de Campinas, 2017. - Disponível em: <http://repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/322483> Acesso em: 06 mar. 2018.

SCHMITZ, Amy J. **Secret Consumer Scores and Segmentations: Separating “Haves” from “Have-Nots”**, 2014 Mich. St. L. Rev. 1411 (2014), <https://digitalcommons.law.msu.edu/lr/vol2014/iss5/5/> > Acesso em: 29 nov. 2018.

SERASA EXPERIAN. Disponível em <https://www.serasaexperian.com.br> Acesso: 29 nov. 2018.

_____. **Mosaic Brasil: Mais do que uma segmentação, infinitas possibilidades.** Folheto online. Versão: MKT ABR18 FL398-07, Abril, 2018. Disponível em <https://content.serasaexperian.com.br/wp-content/uploads/2018/04/24171021/FL398_Folheto-Mosaic_web.pdf> Acesso em: 05 dez. 2018.

_____. **Estudo inédito da Serasa Experian revela os novos perfis da população brasileira, 2014.** Disponível em: <http://www.anfac.com.br/v3/uploads/tmp/Estudo_inedito_30set2014.pdf> Acesso em: 29 nov. 2018.

_____. **Serasa Experian lança o *Mosaic*: a melhor radiografia da sociedade brasileira, 2010.** Disponível em: <https://www.maxpress.com.br/e/serasa/serasa_03-02-10.html> Acesso em: 29 nov. 2018.

SERASA CONSUMIDOR. **Serasa Score.** Disponível em: <<https://www.serasaconsumidor.com.br/score/>> Acesso: 29 nov. 2018.

SILVEIRA, Sergio Amadeu da. **Tudo sobre tod@s: Redes digitais, privacidade e venda de dados pessoais.** São Paulo: Edições Sesc SP, 2017. E-Pub: Edição do Kindle.

_____. **Clube de Leitura do Galeno com Sérgio Amadeu.** Entrevista, 2018. Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=cOmWW7_MfAQ> Acesso em: 07 dez. 2018.

THRIFT, Nigel; FRENCH Shaun. **The Automatic Production of Space, Transactions of the Institute of British Geographers**, 2002.

VAN DIJCK, José. Datafication, dataism and dataveillance: Big Data between scientific paradigm and ideology. **Surveillance & Society**, v. 12, n. 2, p. 197-208, 2014.

WEBBER, Richard. **„Designing Geodemographic Classifications to meet Contemporary Business Needs“**, Interactive Marketing. Vol. 5, ed 3, p. 219-237, jan. 2004. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1057/palgrave.im.4340240>> Acesso: 02 dez. 2018.

Recebido: 15 dezembro 2018
Aceito: 20 maio 2019