

XI ENCONTRO ABCP

DIMENSÕES SOCIAIS DO ROSTO POLÍTICO: ANÁLISE COMPUTACIONAL DE CARACTERÍSTICAS DO ROSTO E PREDIÇÃO ELEITORAL COM DADOS BRASILEIROS

RICARDO DANTAS GONÇALVES – Universidade Federal do Paraná

RAFAEL STURARO BERNARDELLI – Universidade Tecnológica Federal do Paraná

VICTOR HAUSEN – Universidade Federal do Paraná

Área Temática: Comportamento Político

Curitiba, Universidade Federal do Paraná

31 de julho a 3 de agosto de 2018

RESUMO

Estudos em Cognição Social e Comportamento Eleitoral apresentam evidências de que aparência física, e mais especificamente, impressões a partir do rosto dos candidatos são uma fonte importante para a decisão dos eleitores. O objetivo deste *paper* é propor um método capaz de mensurar computacionalmente o peso de dimensões sociais do rosto de candidatos a cargos políticos com base em fotos. O método proposto é escalável, de fácil reprodução e objetivo. Para isso usamos uma rede neural capaz de criar um modelo tridimensional do rosto a partir de uma única imagem (aplicação da disciplina de visão computacional) e o uso de técnicas de redução de dimensionalidade e regressão linear que viabilizaram um estimador automatizado. Testamos o estimador com os candidatos homens aos pleitos brasileiros de 2014 e 2016, mais de 338 mil candidatos. O modelo pontuou um mínimo de 0.9 na *cross-validation* 5-fold, e não foi encontrada correlação entre as características percebidas e percentual de votos. Entretanto, existem problemas no método de parametrização das fotos de rostos reais que inviabilizam a análise desses resultados.

Palavras-chave: Psicologia Política, Métodos mistos auxiliado por máquina, Dimensões sociais do rosto, Eleições, Comportamento Eleitoral, Aparência e voto.

INTRODUÇÃO

[...] men in general judge rather by the eye than by the hand, for every one can see but few can touch. Everyone sees what you seem, but few know what you are [...]
Machiavelli, N. (2001 [1534], cap. XVIII, § 8)

A preocupação de que os cidadãos baseiem suas decisões político-eleitorais em motivos superficiais existe desde os primeiros governos democráticos. Embora cientistas políticos evitem graduar diretamente a qualidade da escolha dos eleitores, parece razoável que decisões baseadas no desempenho do político incumbente sejam mais desejáveis que decisões baseadas em características físicas (como altura, gênero, raça ou características faciais) (AMES; BAKER; RENNÓ, 2008). Inseridos na discussão sobre fatores de aparência e comportamento eleitoral, nosso objetivo é propor um método de análise para explorar como o julgamento de características sociais a partir do rosto dos candidatos pode prever *outcomes* políticos.

O rosto humano carrega informações, é um meio de comunicação não-verbal e base de heurística visual. Usando o julgamento do rosto as pessoas inferem gênero, etnia, idade, estado emocional e, inclusive, atributos sociais (TODOROV *et al*, 2005). Essas percepções sociais com base no rosto afetam decisões importantes: percepções sociais de atratividade são preditivas de sucesso e salário (OLIVOLA; TODOROV, 2010a, 2010b); percepções de competência em rostos são preditivas de sucesso eleitoral (BALLEW; TODOROV, 2007; TODOROV *et al*, 2005; JACKLE; METZ, 2017; LAWSON *et al*, 2010; LENZ; LAWSON, 2011); julgamento de confiança predizem decisões em relação à economia (REZLESCU *et al*, 2012; RULE; AMBADY, 2008); pessoas conseguem prever o partido de candidatos e de eleitores (RULE; AMBADY, 2010), utilizando apenas o rosto como base de informação.

Embora a perspectiva explorada aqui seja pouco familiar para a Ciência Política brasileira, as explorações citadas contribuem para o entendimento de eleições e *outcomes* políticos. Entender a percepção das dimensões sociais do rosto e suas consequências é uma linha de pesquisa ativa das Ciências Sociais e os resultados trazem implicações diretas para temas caros da Ciência Política, como comportamento eleitoral, participação política e qualidade democrática.

Apesar de explorarem temas importantes, os trabalhos que tratam da percepção social do rosto e os efeitos para os fenômenos políticos são, em sua grande maioria, baseados em baixo número de amostras, e de classificadores humanos, quando usados – limitados em escalabilidade e de difícil generalização. Aqui introduzimos um método para mensurar computacionalmente o peso de

dimensões sociais do rosto, e aplicamos o modelo proposto em fotos de candidatos brasileiros. Buscamos responder a 2 conjuntos de perguntas, o primeiro metodológico e o segundo temático:

1) Em que medida é viável construir um modelo de estimador de percepção de dimensões sociais do rosto? Partimos da proposição de que seja possível criar um estimador robusto. Apostamos que seja possível construir este modelo usando colaboração interdisciplinar, métodos mistos auxiliados por máquina e tendo em vista a gama de possibilidades que os avanços em modelos estatísticos, que pesquisas em Inteligência Artificial oferecem.

2) A percepção de atratividade, competência e confiança de candidatos a eleições brasileiras servem de preditivo de sucesso eleitoral? Existem diferenças entre cargos e regiões? Partimos da hipótese de que a percepção social do rosto importa para a decisão eleitoral, mas é dependente do tipo de competição e de fatores ecológicos. A aparência é heurística visual relacionada a baixa informação (LAWSON *et al*, 2010, p. 561), logo, políticos de cargos de alta visibilidade, como presidentes e governadores, possuem carreiras longas e são amplamente divulgados; na contramão, deputados estaduais e vereadores possuem pouco espaço de divulgação e concorrem em disputas com muitos participantes. Portanto, esperamos que o julgamento do rosto seja mais preditivo em cargos proporcionais do que cargos majoritários. A partir do mesmo argumento, esperamos encontrar diferenças entre as Unidades Federativas do Brasil, se a aparência é heurística visual relacionada a baixa informação, logo, ambientes onde o custo de acesso à informação é reduzido, pela abundância de fontes, o julgamento estético tem menor efeito que em ambientes onde existem poucas fontes de informação.

O método que propomos é totalmente computadorizado, escalável, de fácil reprodução e objetivo. O que vai de encontro à tendência crescente e desejável de buscar reprodutibilidade nas Ciências Sociais (REINHART, 2016). Além deste avanço, apenas um trabalho analisa os efeitos do rosto em eleições brasileiras¹, as pesquisas são focadas em democracias estabelecidas, sobretudo os Estados Unidos da América. Introduzimos, ainda, um inexplorado banco de dados com mais de 1,3 milhões de fotos de candidatos, até onde consta este é o maior banco de dados qualificado em explorações da mesma natureza.

Contrariando as hipóteses, nossos resultados indicam que o julgamento social de atratividade, competência e confiança de candidatos a eleições brasileiras não

¹ LAWSON *et al* (2010)

servem de preditivo de sucesso eleitoral. E ainda que existam diferenças, entre os cargos e Unidades Federativas, elas são fracas e não mostram um padrão bem definido. Entretanto a principal conclusão é que nosso estimador possui limitações relativas, sobretudo, aos dados de treinamento do regressor linear, e que precisamos aumentar a robustez do modelo para tirar conclusões sérias sobre a habilidade e forma de escolha dos eleitores.

A partir daqui o trabalho se divide em quatro seções: na primeira, de revisão, apresentamos justificativas para o trabalho interdisciplinar, localizamos a pesquisa dentro de Cognição Social e detalhamos três pesquisas fundamentais para cumprir nosso objetivo; na segunda, de metodologia, explicamos como construímos e aplicamos o estimador de julgamentos sociais de rosto; na terceira, de resultados, exibimos as principais análises geradas com os dados estimados; por fim, na conclusão, resumizamos os achados e apontamos erros e passos futuros da agenda de pesquisa.

REVISÃO

Nos últimos anos o campo das ciências sociais tem passado por inúmeras transformações metodológicas. A quantidade de dados disponíveis cresce significativamente e junto com ela crescem as possibilidades de criação de teorias explicativas mais complexas e sofisticadas (KING, 2014). O desafio de analisar e compreender o contingente crescente de dados demanda o desenvolvimento de métodos e ferramentas inovadoras, e a transformação da *praxis* científica. Dentre elas se destaca a dissolução de determinadas fronteiras antes vistas como intransponíveis, como a cooperação entre cientistas sociais e cientistas de áreas aparentemente inconciliáveis. A cooperação entre cientistas sociais e cientistas da computação, por exemplo, tem crescido e um dos frutos disso é a criação de departamentos interdisciplinares em algumas universidades como “Ciências Sociais Computacionais” ou “Ciência da Computação Aplicada” (KING, 2014).

Assim como King (idem), defendemos que essa cooperação tem se mostrado extremamente proveitosa na medida em que cientistas da computação são capazes de dar vida às ferramentas que os cientistas sociais concebem. King (2014) vê nessa cooperação a possibilidade de fim do conflito paradigmático entre analistas quantitativos e qualitativos, ele acredita numa nova geração de métodos mistos auxiliados por máquina:

Instead of quantitative researchers trying to build fully automated methods and qualitative researchers trying to make do with traditional human-only methods, now both are heading toward using or developing computer-assisted methods that empower both groups. This development has the potential to end the divide, to get us working together to solve common problems, and to greatly strengthen the research output of social science as a whole. King (2014, p. 167)

Grimmer (2015) aponta, ainda, que uma das principais aplicações de algoritmos de *machine learning*, mobilizadas por cientistas sociais, é de detecção ou medição de características latentes da realidade, tal como o desenvolvimento de validação dessas observações. É graças a esse tipo de colaboração interdisciplinar que Sweeney (2013) pôde perceber, a partir da análise de mais de 120 mil anúncios do *Google ads*, que os resultados de buscas por nomes altamente associados à população negra possui alta probabilidade de vir acompanhada de anúncios sugerindo a existência de histórico criminal. E que Ansolabehere *et al.* (2013) foram capazes de inferir que um terço dos eleitores americanos registrados classificados como “inativos” na verdade votavam. Esse tipo de colaboração é o que pretendemos fazer aqui: mobilizamos conhecimentos de visão computacional, modelamento estatístico, de um lado, e cognição social e ciência política de outro, para desenvolver e aplicar um estimador em fotos de candidatos e testar hipóteses sobre como as pessoas escolhem seus representantes.

De uma perspectiva da Cognição Social, as formas de tomada de decisão, inclusive as de cunho eleitoral, podem ser categorizadas em dois grandes sistemas: 1) baseado em heurística, método de decisão rápida, simplificada, mecânica e sem esforço; 2) sistemático de característica deliberativa, lento e esforçado (HALL *et al.*, 2009; TODOROV, *et al.*, 2005). Aqui tratamos de um fenômeno dentro da categoria do sistema 1, nos interessam as impressões a partir de aparência facial e como esses julgamentos impactam tomadas de decisão eleitoral.

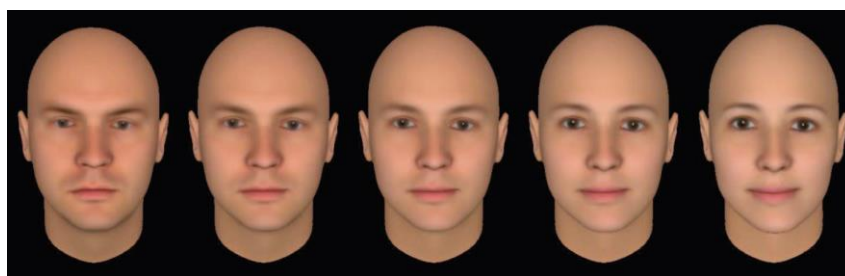
É extensivamente documentado, dentro da literatura de psicologia, que a aparência facial afeta diversos *outcomes* sociais (HALL *et al.*, 2009). Exploramos especificamente as impressões de competência, confiança e atratividade, algumas das dimensões sociais do rosto mais relacionadas com sucesso eleitoral, como aponta Todorov *et al.* (2005). Nos distinguimos das pesquisas já realizadas pela diferença no número de amostras dos testes, por exemplo: Todorov *et al.* (2005) apresentam dados de um total de 600 candidatos; Rule e Ambady (2010) um total de 118; Lawson *et al.* (2010) um total de 148; Mattes *et al.* (2010) 60 candidatos; Ahler *et al.* (2017) 53 candidatos; nós apresentamos mais de 338 mil candidatos, todos os homens que concorreram às eleições de 2014 e 2016 no Brasil.

Para propor o modelo capaz de classificar essa quantidade de rostos, os trabalhos de Todorov e Oosterhof (2011), Todorov *et al* (2013) e Bulat e Tzimiropoulos (2017), foram fundamentais e por isso nos dedicamos a descrevê-los minuciosamente.

REVISÃO METODOLÓGICA

Todorov e Oosterhof (2011) criam um modelo estatístico da percepção social da face capaz de gerar modelos tridimensionais de rostos com diferentes classificações de categorias sociais, como ilustrado na Imagem 1. Por exemplo, com esse modelo é possível criar imagens de rostos mais ou menos competentes, atrativos ou confiáveis.

FIGURA 1 - Rostos gerados com cinco níveis de classificação de confiança (com classificação crescente da esquerda para a direita)



Fonte: Todorov e Oosterhof, 2011

A partir de uma base de 271 amostras de rostos reais escaneados tridimensionalmente com um equipamento a laser, os autores criam um modelo estatístico que engloba a forma e a refletância (ou cor/textura) de um rosto. Cada rosto dessa base possui 2043 pontos-chave tridimensionais, capazes de modelar a forma; e cada rosto tem uma imagem colorida de 256×256 pixels, responsável por trazer as refletâncias desses rostos. Considerando que cada ponto tem três dimensões e cada *pixel* possui três cores, se sabe que um vetor² de $2043 \times 3 = 6129$ dimensões descreve a forma, e um vetor de $256 \times 256 \times 3 = 196608$ dimensões descreve a refletância. Esse número de dimensões é muito elevado, o que causa redundância de informações e *overfitting* caso todas as dimensões forem usadas diretamente para modelar a percepção, visto que o número de amostras é muito menor que o número

² A grosso modo, nessa aplicação, um vetor pode ser considerado como uma lista de números reais.

de dimensões por amostra. Em vista disso, os autores usam uma técnica de redução de dimensionalidade, a análise de componentes principais (ACP).

A ACP foi usada para reduzir as informações relativas à forma e à refletância em vetores de 50 dimensões cada. Essa técnica é capaz de criar uma representação de dimensionalidade reduzida de algum modelo através da seleção de componentes principais, que são os modos onde ocorre a maior variação do modelo. Por exemplo, a primeira dimensão pode representar a variação da forma dos olhos, e a segunda pode representar a variação do nariz. Mais especificamente, um componente principal é um vetor da dimensão original do modelo (seja o de forma ou o de refletância), que pondera um modo de variação do modelo. No estudo em questão, ACP mapeia as 50 variações mais comuns de forma e de refletância, de maneira que a aparência de qualquer rosto pode ser reproduzida de maneira aproximada através da manipulação de 100 diferentes números contínuos.

Com o modelo estatístico formado, o trabalho gerou 300 rostos aleatórios através da alteração dos 100 parâmetros. Cada rosto foi julgado em sete categorias sociais (dominante, ameaçador, atrativo, assustador, maldoso, confiável, extrovertido, competente, amável) por um grupo de avaliadores³. Para cada categoria social, um avaliador julgou o rosto numa escala de 1 a 9, sendo que 1 corresponde a nada competente, por exemplo, e 9 corresponde a extremamente competente. Inicialmente a concordância entre os avaliadores foi avaliada e obteve-se um bom resultado, com um α de Cronbach variando de 0,76 a 0,92.

Finalmente, contando com os julgamentos médios feitos por avaliadores, foi possível ajustar modelos aos 100 parâmetros geradores do rosto para cada dimensão social. O uso de um modelo linear gerou bons resultados (de $R = 0.6$ até $R = 0.9$), e o modelo quadrático gerou resultados ainda melhores. Com isso, o trabalho consegue gerar rostos artificiais através da manipulação da grandeza de dimensões sociais.

Uma limitação do trabalho de Todorov e Oosterhof (2011) revelado no trabalho de Todorov *et al* (2013) é o fato de que esse modelo é gerado usando somente rostos masculinos. A justificativa disso é que se usa rostos sem cabelo, e existe um viés para que rostos completamente calvos sejam classificados como masculinos. Outra limitação que observamos com a leitura das 300 imagens de rostos aleatórios, é o fato de que esse modelo só representa pessoas brancas.

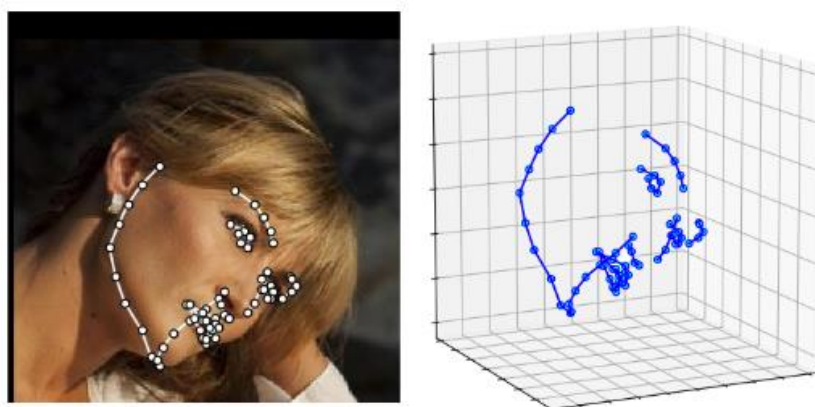
O trabalho de Todorov *et al* (2013) usa o mesmo modelo estatístico descrito e repete com maior minúcia o estudo da análise da concordância entre avaliadores e o

³ O número de avaliadores varia de 21 a 44 para cada característica estudada.

ajuste de modelos lineares e quadráticos de cada uma das sete categorias sociais. Esse trabalho também descreve a geração de uma base de dados com 25 rostos gerados pelo modelo em sete níveis de classificação nas sete dimensões sociais estudadas. Essa base é usada no nosso trabalho para treinar o modelo estatístico.

Bulat e Tzimiropoulos (2017), entre outras contribuições, treinam uma rede neural capaz de alinhar 68 pontos de interesse tridimensionais a uma imagem de um rosto, como exemplificado pela Imagem 2. O treinamento da rede neural foi feito com uma base de dados com 230.000 pares de fotos e pontos de interesse, e o trabalho alcança bons resultados com o treinamento. O código⁴ dessa rede neural foi disponibilizado e nós o usamos para obter a geometria dos rostos dos candidatos a serem analisados.

FIGURA 2 - Exemplo da extração de 68 pontos 3D de interesse a partir de uma foto.



Fonte: adaptado de <https://github.com/1adrianb/2D-and-3D-face-alignment>

Em suma, pesquisas em Psicologia Política trazem evidências de que eleitores usam impressões rápidas e simplificadas para julgar em quem votar. Entre as impressões rápidas estão os julgamentos sociais inferidos pelos rostos. Aqui, acompanhamos a tendência de colaboração interdisciplinar entre cientistas sociais e cientistas da computação. Utilizamos *machine learning* para criar um estimador capaz de inferir os julgamentos sociais do rosto. A próxima seção, da metodologia, mostra como criamos o estimador de julgamentos faciais. O trabalho de Todorov e Oosterhof (2011) inspirou as escolhas feitas na criação do estimador, enquanto uma das redes neurais criadas por Bulat e Tzimiropoulos (2017) é usada integralmente.

⁴ Disponível em: <<https://www.adrianbulat.com/face-alignment>>

METODOLOGIA

O foco da nossa exploração é testar o método de classificação de julgamento de características sociais a partir do rosto dos candidatos. Para isso, a base de dados da exploração foi coletada e estruturada⁵ com fotografias de rosto, junto com dados eleitorais (percentual de votos), de todos os homens⁶ que concorreram às eleições brasileiras de 2014 e 2016. O desenho metodológico do teste está resumido nos quadros 1 e 2 abaixo.

QUADRO 1 – Desenho da pesquisa

Desenho da pesquisa	Análise
Objetivo	Testar o efeito de características do rosto em <i>outcomes</i> eleitorais
Alcance Temporal	Eleições: 2014 e 2016 (BRA)
População	338.369 candidatos
Fontes	Repositório de Dados Eleitorais e Assessoria de Gestão Estratégica (TSE)

Fonte: Elaboração própria.

QUADRO 2 – Lista de Variáveis

Variável	Descrição	Tipo da variável
Julgamento Social - Atratividade	Classificação automática do julgamento social de Atratividade.	Escalar
Julgamento Social - Competência	Classificação automática do julgamento social de Competência.	Escalar
Julgamento Social - Confiança	Classificação automática do julgamento social de Confiança.	Escalar
Sucesso Eleitoral	Votação do candidato no distrito, dividida pelo total de votos válidos do distrito, multiplicada por 100	Contínua

⁵ Para acesso aos dados, replicações, dúvidas ou críticas: goncalves.r@pm.me

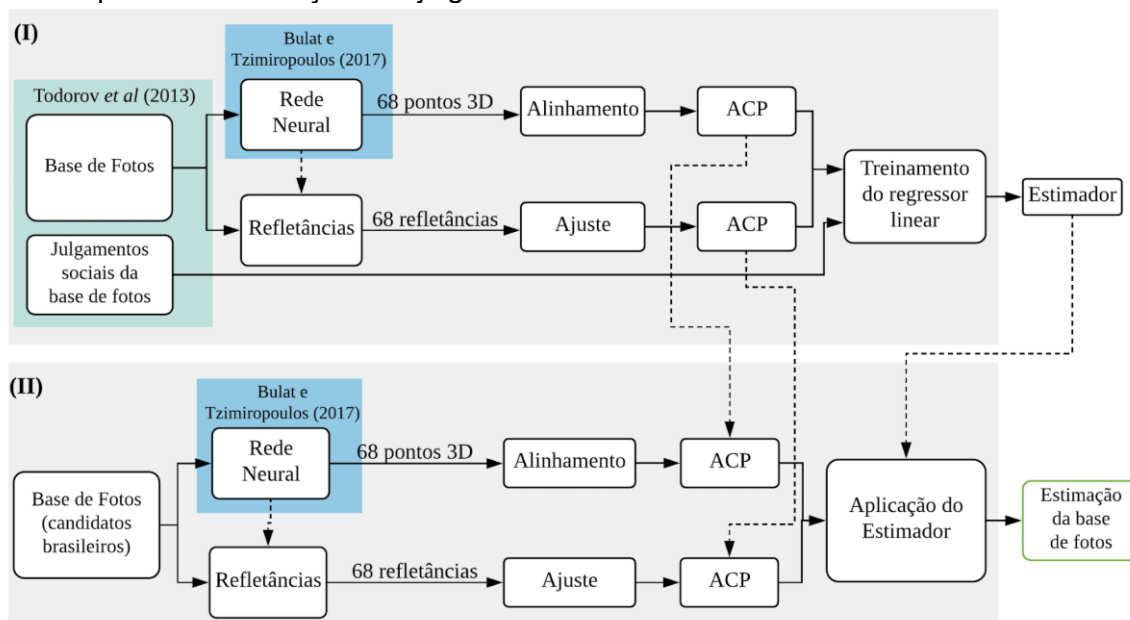
⁶ Escolhemos excluir as candidatas, já que os dados disponíveis para treinamento do regressor linear são rostos de homem.

Fonte: Elaboração própria

Na nossa exploração o sucesso eleitoral é a variável a ser explicada pela atratividade, competência e confiança percebida pelo rosto. Dividimos a exploração por cargo e Unidade Federativa e testamos estatísticas em categorias com número de candidatos maior que 100 - por isso disputas à Presidência, Senado e Governo de Estado não entram nos nossos testes.

As variáveis da dimensão social do rosto, as variáveis explicativas do nosso modelo, foram geradas a partir de classificação automática das fotos. Ao passo que o modelo estatístico de Todorov e Oosterhof (2011) é capaz de criar imagens artificiais de rostos a partir de um valor de julgamento social, criamos um método que faz o processo inverso. Nós tomamos uma imagem real de um candidato, extraímos a forma e a refletância, e então usamos um estimador para calcular atratividade, competência e confiança do candidato. A Figura 3 traz em detalhes o processo de treinamento do modelo (I) e também o seu uso para a classificação automática de imagens (II).

FIGURA 3 - Treinamento do estimador de julgamentos sociais do rosto, Aplicação do estimador de julgamentos sociais do rosto. (I) Treinamento do modelo, (II) uso do modelo para a classificação dos julgamentos.

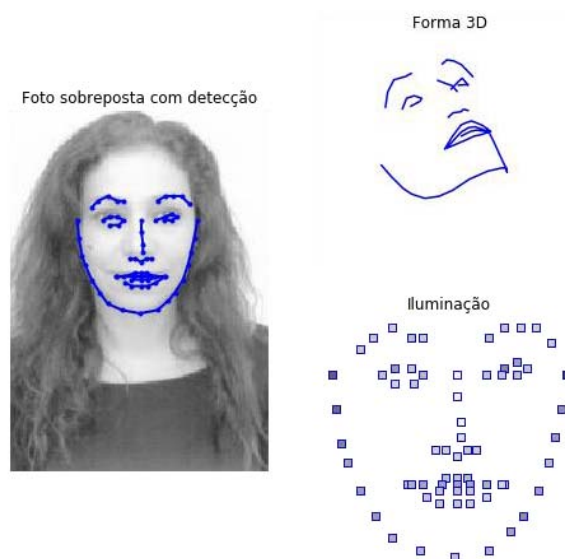


Fonte: Elaboração própria.

No treinamento, ilustrado pela Figura 3 (I), foi usado a base de rostos com diferentes classificações nas dimensões sociais gerados computacionalmente por

Todorov *et al* (2013). Como a base de fotos de candidatos é em escala de cinza, as fotos computacionalmente geradas foram transformadas para escala de cinza. Cada foto desse modelo foi processada pela rede neural de Bulat e Tzimiropoulos (2017) de forma a obter os 68 pontos tridimensionais do rosto. Esses pontos foram então alinhados a um rosto de referência e também foram ajustadas em escala, de modo que todos os rostos estejam na mesma posição e escala. Com base na covariância do conjunto dos 68 pontos alinhados obtidos de todas as fotos usadas para o treinamento, foi treinada a redução de dimensionalidade de $68 \times 3 = 204$ para 30 dimensões através de ACP. Quanto à refletância, a imagem foi levemente borrada⁷ e a intensidade da imagem foi amostrada⁸ nos 68 pontos projetados no plano da imagem, resultando em 68 valores de intensidade. Esses valores foram corrigidos de maneira a terem média nula e variância unitária. Em seguida, treinamos um ACP de 20 dimensões. A Figura 4 traz um exemplo de extração de pontos e de intensidades do rosto de uma candidata.

FIGURA 4 – Exemplo de extração de dados do rosto



Fonte: Elaboração própria.

Para cada uma das dimensões de julgamento social estudadas (variáveis dependentes), foi ajustado um modelo linear que usa os vetores resultantes dos dois

⁷ Usamos um filtro gaussiano com desvio padrão de 1,5. O borramento foi feito para aumentar a robustez da amostragem dos valores de cinza da imagem.

⁸ Nesse contexto, amostragem significa a tomada de um valor de cinza da imagem numa posição dada.

ACPs realizados como variáveis independentes, que totalizam 50 dimensões. Dessa maneira, modelamos a classificação automática de três dimensões de julgamento social: competência, confiança e atratividade. Como a base usada para o treinamento do modelo possui 175 rostos gerados artificialmente de acordo com uma classificação social para cada dimensão social, foi feita uma regressão linear usando 80% desses rostos. Para as três dimensões usadas, foi feito um teste de validação através da estimação das dimensões sociais dos 20% restantes. Os julgamentos estimados pelo modelo e os julgamentos de referência foram comparados através do cálculo do coeficiente de correlação, que foi maior que 0,9 para as três dimensões sociais modeladas.

Tendo os regressores e os dois ACPs treinados, é possível aplicar o modelo da estimação de julgamentos sociais para qualquer imagem que contém um rosto capaz de ser identificado pela rede neural. Como no treinamento, a foto passa pela rede neural que gera os 68 pontos 3D de interesse que são posteriormente alinhados e têm sua dimensionalidade reduzida para 30. A imagem é borrada e é amostrada na posição dos pontos de interesse projetados no plano da imagem. O vetor de amostragem resultante é ajustado para ter média zero e desvio padrão unitário, e então o vetor tem a dimensionalidade para 20. Os 50 valores resultantes são então passados pelos estimadores linear (treinados a partir da regressão), e então cada estimador retornará sua respectiva estimação do julgamento social do rosto.

O modelo estimador de julgamentos sociais foi então executado para as fotos de urna das eleições de 2014 e 2016, de modo a estimar a competência, a confiança e a atratividade dos candidatos. Apresentamos os principais resultados na próxima seção.

RESULTADOS

Os resultados aqui servem como teste do nosso estimador. As seguintes hipóteses guiam nossos testes: 1) as percepções de atratividade, competência e confiança são preditivas de sucesso eleitoral, 2) existem diferenças entre as Unidades Federativas e 3) tipo de cargo em disputa. A tabela 1 abaixo apresenta o resumo das estatísticas descritivas das correlações⁹ entre sucesso eleitoral e os julgamentos estimados.

⁹ Visto que foi feita somente a análise da correlação, cujo resultado é invariante com mudanças de escala dos dados, não é necessário informar a escala de variação das características sociais obtidas a partir do nosso método.

TABELA 1 - Resumo de estatísticas descritivas das correlações entre percentual de votos e julgamentos sociais estimados (correlações separadas por cargo e unidade federativa)

Resultados	Atratividade	Competência	Confiança
Mínimo	-0,182	-0,146	-0,116
Máximo	0,133	0,159	0,187
Média	0,003	0,006	0,006

Fonte: Elaboração própria.

A maior parte das correlações testadas (77% de todas as combinações entre cargos e UF) ficaram próximas de 0 (correlações entre 0,05 e 0,05), o que indica baixa associação entre nossas variáveis de julgamento social percebido e a votação percentual dos candidatos. Do modo que testamos aqui, o resultado do resumo de correlações é a primeira evidência de que as percepções de características sociais do rosto dos candidatos não estão correlacionadas com o sucesso eleitoral (voltaremos a esse assunto na próxima seção). As relações lineares, sejam positivas ou negativas, entre atratividade, competência e confiança percebida e percentual de voto são em grande maioria desprezíveis, com poucas exceções com fraca associação.

Separando as mesmas estatísticas por tipo de cargo, tabela 2, o resultado geral, representado pela média, não é diferente: correlações quase inexistentes. O padrão não é claro como esperávamos, com as inferências de atributos sociais pesando menos para os cargos majoritários, pelo contrário é o cargo de vereador que apresenta os menores resultados. Entretanto, são os cargos de Deputado Estadual e Deputado Federal que apresentam as maiores correlações (que ainda são valores muito próximos de nenhuma relação entre as variáveis).

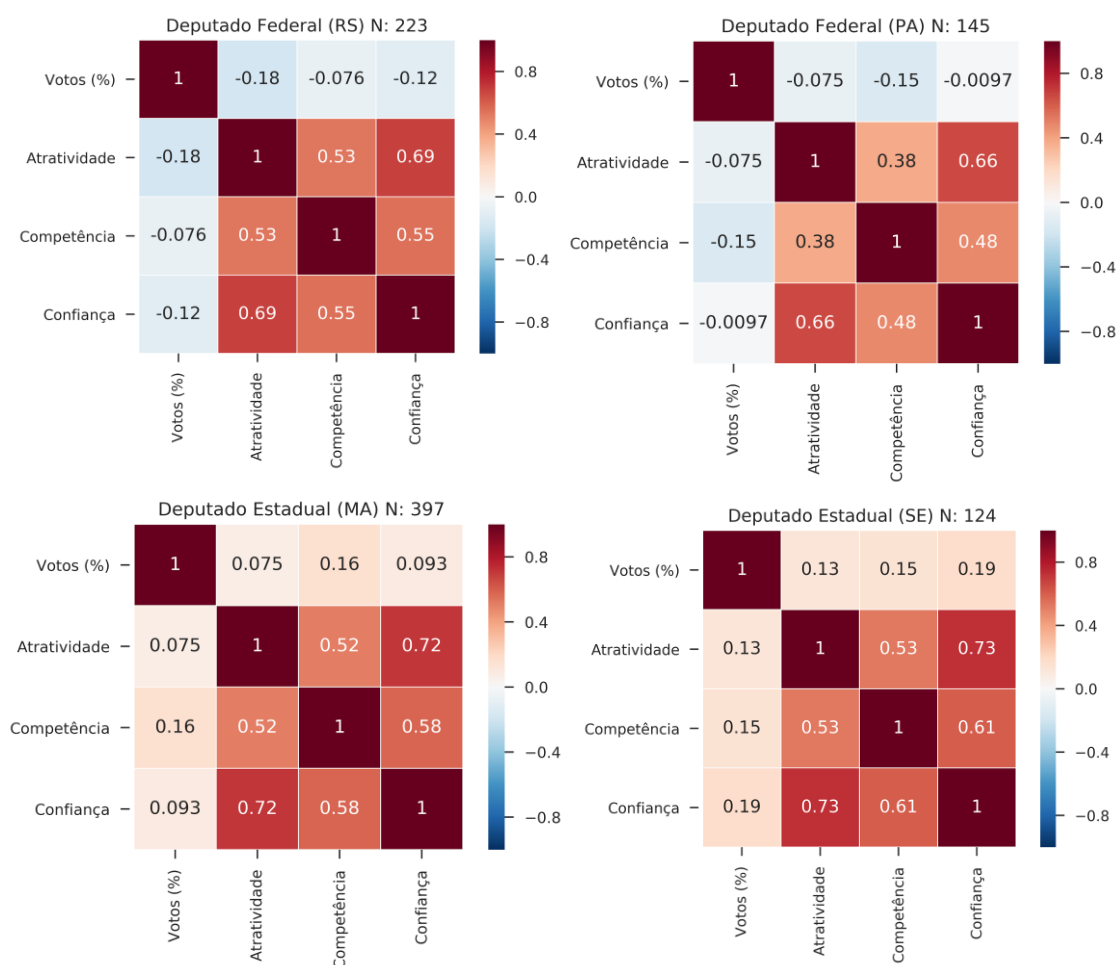
TABELA 2 - Estatísticas descritivas das correlações entre votos e julgamentos sociais do rosto, separadas por cargos

Cargos		Resultados	Atratividade	Competência	Confiança
Proporcionais	Deputado Estadual	Mínimo	-0,134	-0,120	-0,116
		Máximo	0,133	0,159	0,187
		Média	0,015	0,028	0,020
	Deputado Federal	Mínimo	-0,182	-0,146	-0,116
		Máximo	0,082	0,104	0,080
		Média	-0,033	-0,027	-0,034
	Vereador	Mínimo	-0,043	-0,037	-0,027
		Máximo	0,022	0,031	0,019
		Média	-0,007	-0,003	-0,005
Majoritários	Prefeito	Mínimo	-0,032	-0,096	-0,044
		Máximo	0,124	0,111	0,142
		Média	0,021	0,010	0,023

Fonte: Elaboração própria.

Destacamos abaixo as 6 maiores correlações do nosso conjunto de testes, mínimos e máximos, que ainda assim representam correlações fracas (entre 0,187 e 0,182).

FIGURA 5 - Matrizes de correlação dos principais resultados das relações entre votos e julgamentos sociais do rosto (correlações separadas por cargo e unidade federativa)



Elaboração Própria

Para os cargos de Deputado Federal no Rio do Sul (RS) e Pará (PA) os julgamentos sociais estimados apresentam relação negativa com voto. No RS a atratividade percebida tem a maior relação negativa com voto (-0,18), e no PA a competência percebida que apresenta relação negativa com voto (-0,15). Do outro lado, os cargos de Deputado Estadual para o Maranhão (MA) e Sergipe (SE) apresentam relação positiva com voto. No MA a competência estimada tem a maior relação positiva com percentual de votos recebidos e em SE o julgamento social estimado de confiança é a maior correlação com voto.

Nesse ponto da análise já fica evidente que nossa hipótese do teste não foi confirmada: a percepção de atratividade, competência e confiança de candidatos a eleições brasileiras não servem de preditivo de sucesso eleitoral. E ainda que existam diferenças, entre os cargos e unidades federativas, elas são fracas e não mostram um padrão bem definido.

Esses resultados não significam que podemos corroborar as conclusões de Ames, Baker e Rennó (2008) e dizer que a habilidade dos eleitores brasileiros em escolher seus representantes pode estar sendo subestimada. Muito menos podemos afirmar que Lawson et al (2010) estão errados e não existe relação entre aparência e voto no Brasil. O que podemos dizer é que nosso estimador tem uma série de limitações que precisam ser resolvidas. Na conclusão apontamos essas limitações e os próximos passos que visam aumentar a robustez.

CONCLUSÃO

As decisões reais sobre em quem votar são, evidentemente, baseadas em múltiplas fontes de informação. Inferências baseadas em aparência facial são uma dessas fontes. Estudos em psicologia política e comportamento eleitoral apresentam evidências de que as percepções sociais a partir do rosto dos candidatos são uma fonte importante para a decisão dos eleitores. Esses estudos com resultados positivos na relação entre rosto e voto se baseiam em um baixo número de amostras, aqui adotamos uma metodologia computadorizada a fim de dar escalabilidade ao tema.

Introduzimos um método que visa inferir julgamentos sociais de rostos de candidatos de maneira automatizada usando uma rede neural para parametrizar fotos, treinando e aplicando um regressor linear. Embora o teste de validação do estimador tenha dado bom resultado (correlações maiores que 0,9 para as dimensões sociais modeladas), o trabalho tem uma série de limitações que podem ser exploradas e sanadas em trabalhos futuros. O estimador usado aqui carece de estudos de validação mais abrangentes. Ainda assim, apostamos que a cooperação entre cientistas sociais e cientistas da computação tem potencial para desenvolver métodos capazes de produzir a infraestrutura necessária para responder questões que não podiam ser respondidas até então.

A primeira limitação importante do modelamento do estimador vem do fato que a base de imagens usada para treinar o modelo é gerada computacionalmente. Esse conjunto de imagens tem iluminação constante, alta resolução e usa rostos simétricos. É evidente que isso não ocorre em fotos reais. Outro problema é a limitação do modelo de rostos artificiais que gera as imagens: ele só contempla homens, que aparentemente são jovens-adultos e brancos. Isso pode excluir importantes fontes de variação que são observadas em rostos reais, visto que mesmo se excluindo mulheres da análise, a idade e etnia de candidatos varia de maneira vasta. Além disso, o número de 175 imagens para treinar e validar cada estimador está longe do ideal.

Uma solução que daremos a esse primeiro problema é classificar uma amostra representativa de fotos de candidatos em dimensões sociais através de *survey*¹⁰, e então usar essa nova base de imagens para treinar novamente o modelo.

Outra limitação se diz respeito ao banco de imagens fornecido pelo TSE, que têm baixa resolução (161 × 225), estão em escala de cinza e têm compressão JPEG em nível 75. Imagens de maior resolução, em cores e sem perdas de compressão seriam preferíveis. É importante observar que existem alguns poucos candidatos sem foto, e também algumas fotos são impróprias para o uso com o modelo, visto que estão redimensionadas de maneira imprópria (achatadas ou alongadas). Além disso, muitos candidatos expressam emoção nas fotos e isso pode limitar a performance do estimador, visto que as imagens utilizadas para o treinar são rostos com expressões neutras. Existem algumas possíveis alternativas como requisitar as fotos de divulgação *online* usadas pelas casas legislativas e executivas e minerar fotos *online* com *scripts*.

O uso de 68 pontos para modelar a refletância do rosto é outra limitação que pode ser superada com outro modelo de aquisição da cor/textura da imagem. Quanto à rede neural usada para se obter os pontos de interesse tridimensionais do rosto a partir de uma foto (BULAT; TZIMIROPOULOS 2017), esse método fornece um número reduzido de parâmetros para que as variações de rosto entre indivíduos sejam totalmente contempladas. Existem outras redes neurais, como a desenvolvida por Jackson *et al* (2017), capazes de fornecer um modelo 3D de forma a partir de uma imagem de um rosto com maior precisão. Infelizmente estas redes neurais não estão disponíveis ao público, para isso seguimos procurando alternativas.

Não podemos analisar os resultados tematicamente dado a falta de validação do modelo. Mas, vemos ao menos três motivações para seguir explorando esse problema. A primeira é que, assim como HALL et al (2009), defendemos que uma forma de estimular o processamento de decisão com característica mais deliberada e sistemática é ensinar sobre o potencial de influência das informações superficiais - e as pesquisas no tema ajudam a divulgar esse conhecimento. A segunda é testar efeitos de mudança de regras eleitorais no *outcome* político, queremos medir o impacto da redução no período de propaganda eleitoral (com a aprovação da Lei nº 13.165) sob o uso de heurística de decisão eleitoral. A terceira é referente a Ciência Política focada para o mercado. Por exemplo, para profissionais de marketing eleitoral

¹⁰ Estamos desenvolvendo uma plataforma *online* de classificação humana dos rostos.

é importante contar com ferramentas que possibilitem focar na apresentação dos candidatos dando ênfase para as características implícitas aos eleitores.

REFERÊNCIAS

AMES, B.; BAKER, A.; RENNO, L. "The 'Quality' of Elections in Brazil: Policy, Performance, Pageantry, or Pork?" In POWER, T; KINGSTONE, P. (eds.), **Democratic Brazil Revisited**. Pittsburgh: University of Pittsburgh Press, pp. 107-133, 2008.

ASONLABEHERE, Stephen; COX, Adam; SNYDER, James; FOWLER, Anthony; MILLER, Marshal; RASMUSSEN, Jordan; SCHNEER, Benjamin. "Inactive and Dropped Records on State Voter Registration Lists." working paper. 2013.

BALLEW, C; TODOROV, A. Predicting political elections from rapid and unreflective face judgments. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA**, 104, 17948–17953, 2007.

BULAT, A.; TZIMIROPOULOS, G. How Far are We from Solving the 2D & 3D Face Alignment Problem? (and a Dataset of 230,000 3D Facial Landmarks). **Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision**, v. 2017–Octob, p. 1021–1030, 2017

GRIMMER, Justin. We Are All Social Scientists Now: How Big Data, Machine Learning, and Causal Inference Work Together. **American Political Science Association**. 2015.

HALL, C. C., GOREN, A., CHAIKEN, S., TODOROV, A. Shallow cues with deep effects: Trait judgments from faces and voting decisions. In Borgida, E., Federico, C. M., Sullivan, J. L. (Eds.), **The political psychology of democratic citizenship**. Oxford, England: Oxford University Press, p. 71-99, 2009.

JACKSON, A. S. et al. Large Pose 3D Face Reconstruction from a Single Image via Direct Volumetric CNN Regression. **Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision**, v. 2017–October, p. 1031–1039, 2017.

KING, Gary. Restructuring the Social Sciences: Reflections from Harvard's Institute for Quantitative Social Science. **American Political Science Association**. 2014.

LAWSON, C.; LENZ, G; BAKER, A.; MYERS, M. Looking like a winner: Candidate appearance and electoral success in new democracies. **World Politics**, 62, p. 561–593, 2010.

LENZ, G. S; LAWSON, C. Looking the part: Television leads less informed citizens to vote based on candidates' appearance. **American Journal of Political Science**, 55, 574–589, 2011.

MACHIAVELLI, N. **The Prince**. Tradução de N.H. Thomson. Vol. XXXVI, Part 1. The Harvard Classics. New York: P.F. Collier & Son, 1909–14; 2001.

OLIVOLA, C.; TODOROV, A. Elected in 100 milliseconds: Appearance-based trait inferences and voting. **Journal of Nonverbal Behavior**, 34, 83–110, 2010a.

OLIVOLA, C.; TODOROV, A. Fooled by first impressions? Reexamining the diagnostic value of appearance-based inferences. **Journal of Experimental Social Psychology**, 46, 315–324, 2010b.

REZLESCU, C.; DUCHAINE, B.; OLIVOLA, C.; CHATER, N. Unfakeable Facial Configurations Affect Strategic Choices in Trust Games with or without Information about Past Behavior. **PLoS ONE**, 7, 3, 2012.

RULE, N; AMBADY, N. The face of success: Inferences of personality from chief executive officers' appearance predict company profits. **Psychological Science**, 19, 109–111, 2008.

RULE, N; AMBADY, N. Democrats and republicans can be differentiated from their faces. **PLoS ONE**, 5, e8733, 2010.

Sweeney, Latanya. "A Closer Examination of Racial Discrimination in Online onlineads. Working paper. 2013

TODOROV, A. et al. Validation of data-driven computational models of social perception of faces. **Emotion**, v. 13, n. 4, p. 724–738, 2013.

TODOROV, A.; MANDISODZA, A.; GOREN, A.; HALL, A. Inferences of Competence From Faces Predict Election Outcomes. **Science**, 308: 1623–1626, 2005.

TODOROV, A.; OOSTERHOF, N. Modeling Social Perception of Faces [Social Sciences]. **IEEE Signal Processing Magazine**, v. 28, n. 2, p. 117–122, 2011.