

# Dados enviesados e algoritmos tendenciosos: discriminação de raça e gênero na tecnologia

# A tecnologia tem moral?



# Recapitulando: mathwashing

- *Mathwashing* pode ser pensado como o **uso de termos matemáticos (algoritmo, modelo, etc.) para encobrir uma realidade mais subjetiva.**
- Algoritmos complexos são **programados por humanos que**, para todos os fins e propósitos, **são imperfeitos**.
- Seu funcionamento é baseado na **análise de dados do passado**, o que faz com que tendam, por sua própria natureza, a **repetir erros humanos e perpetuá-los** através de *loops* de feedback.

# Primeira Lei da Tecnologia de Kranzberg

**Melvin Kranzberg** (1917 - 1995) foi um historiador americano e professor de história na Case Western Reserve University de 1952 até 1971. Ele foi professor de história da tecnologia na Georgia Tech de 1972 a 1988.

**“A tecnologia não é boa nem ruim;  
tampouco é neutra.”**





**TECS**  
Comput{ação social}

# Pseudociênci a e o fetiche tecnológico

NOTÍCIAS DE TECNOLOGIA 1º de dezembro de 2016

## Preocupações como tecnologia de reconhecimento facial usada para 'identificar' criminosos



### Automated Inference on Criminality using Face Images

Xiaolin Wu  
Shanghai Jiao Tong University  
[xwu510@gmail.com](mailto:xwu510@gmail.com)

Xi Zhang  
Shanghai Jiao Tong University  
[zhangxi\\_19930818@sjtu.edu.cn](mailto:zhangxi_19930818@sjtu.edu.cn)



(a) Three samples in criminal ID photo set  $S_c$ .



(b) Three samples in non-criminal ID photo set  $S_n$ .  
Figure 1. Sample ID photos in our data set.

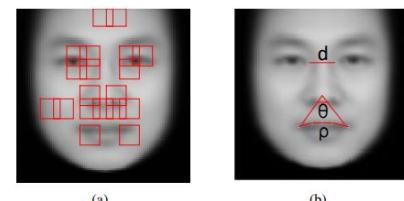


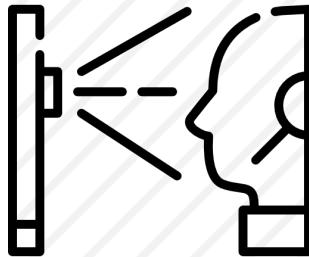
Figure 4. (a) FGM results; (b) Three discriminative features  $\rho$ ,  $d$  and  $\theta$ .

# Reconhecimento facial

**“Era melhor usar uma máscara branca”** (Joy Buolamwini, MIT Media Lab)



# Reconhecimento facial



Um sistema de reconhecimento facial é uma tecnologia capaz de identificar ou validar a identidade de uma pessoa a partir de uma imagem digital. No geral, funcionam ao comparar certos traços da face da imagem com os de faces de um banco de dados.

- Identificação de suspeitos, desbloqueio de celulares, ferramenta de marketing.

# Reconhecimento facial

- Phillips et al. (2011) verificaram o chamado “***other-race effect***”: algoritmos desenvolvidos na China, Japão e Coreia do Sul reconheciam rostos de asiáticos do leste muito mais prontamente do que de caucasianos. O inverso ocorria para algoritmos desenvolvidos nos Estados Unidos, França e Alemanha.
  - Características não só da base de dados, mas da equipe desenvolvedora influenciam a acurácia do algoritmo.

# Reconhecimento facial

- Klare et al. (2012) verificaram que o software de reconhecimento facial utilizado pela polícia de certos estados americanos tinha **performance de 5 a 10% pior com negros**.
- Buolamwini (2018): criou um conjunto de dados com 1270 rostos de parlamentares de países com alta porcentagem de participação feminina e seis grupos de cor de pele (escala médica). O algoritmo da Microsoft identificava incorretamente 21% das mulheres de pele escura, enquanto os da IBM e Megvii, 35%. **O erro para homens brancos foi menor do que 1% em todos eles.**



Gender was misidentified in **up to 1 percent of lighter-skinned males** in a set of 385 photos.



Gender was misidentified in **up to 12 percent of darker-skinned males** in a set of 318 photos.



Gender was misidentified in **up to 7 percent of lighter-skinned females** in a set of 296 photos.



Gender was misidentified in **35 percent of darker-skinned females** in a set of 271 photos.

New York Times, 2018

# “95% de acurácia”

- Os algoritmos são sempre testados contra um benchmark para verificar sua acurácia.
- Há uma crença de que se o resultado é bom com os dados do benchmark, é porque o algoritmo é bom.
- Mas, **se o benchmark não é representativo da população, essa acurácia não quer dizer nada!**

# Softwares de sentenciamento

A matemática no tribunal



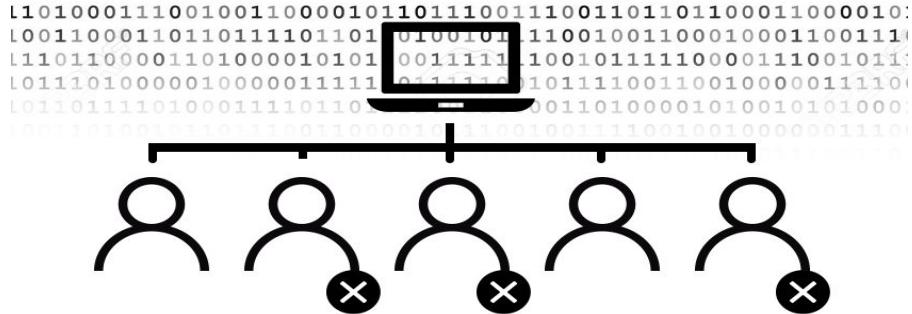
# Vigilância pelos números...



O uso de modelos de computador por agências policiais para prever o crime é parte de uma tendência mais ampla, de governos e empresas, que estão recorrendo cada vez mais à análise preditiva e mineração de dados ao analisar comportamentos individuais.



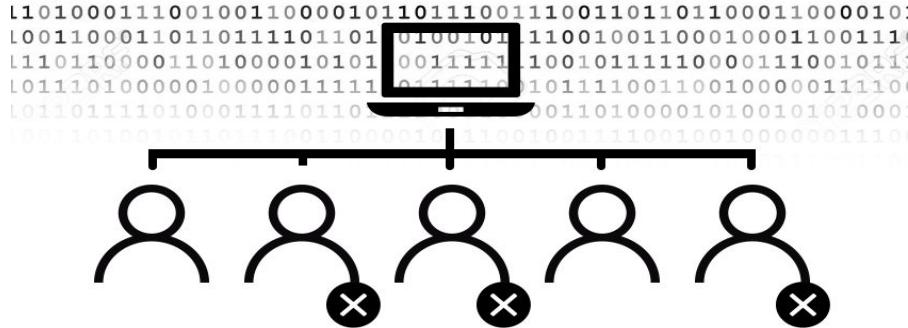
# ... Condenação pelos números



Chamados de “**avaliadores de risco**”, softwares de sentenciamento são cada vez mais usados como parte do processo de condenação, sobretudo nos Estados Unidos, embora as **fórmulas e usos variem de lugar para lugar**.



# ... Condenação pelos números



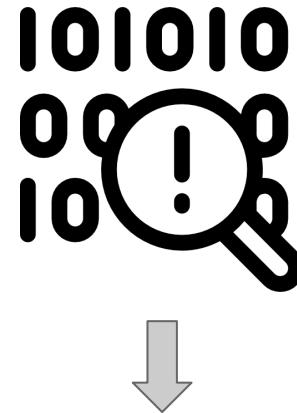
Algoritmos também são comumente usados em sistemas prisionais para identificar os **tipos de supervisão** que os presos podem precisar, o **tipo mais apropriado de encarceramento** e o **risco de cometer outro crime** se libertado sob fiança ou liberdade condicional.



**TECS**  
Comput{ação social}

# Por que usar algoritmos?

A superlotação dos presídios e a busca por uma (suposta) imparcialidade



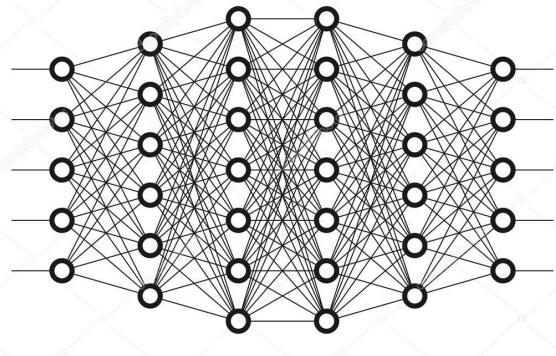
**Mathwashing!**



# O juiz é uma caixa-preta...

Um juiz, dois advogados e uma equipe de engenheiros de software...

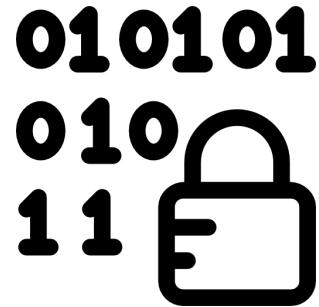
... e uma **rede neural**.



*"Redes neurais funcionam como caixas pretas. Ou seja, você tem acesso à entrada e à saída, mas não sabe exatamente o que acontece em seu interior. Isso faz com que seja difícil depurar erros e saber porque certas saídas foram resultados de suas respectivas entradas"* - Edson Gomi, USP



# ... e a caixa-preta é fechada!



- Na maior parte dos casos, **as agências governamentais não escrevem seus próprios algoritmos**; eles compram de empresas privadas.
- O que geralmente significa que o software é proprietário e, portanto, **apenas os criadores** e, até certo ponto, o comprador, **podem ver como o software toma decisões**.



# O caso COMPAS

- **Compas** é um algoritmo desenvolvido por uma empresa privada, **Northpointe Inc.**, que **calcula a probabilidade de alguém cometer outro crime**.
- Como? **Atribui aos réus pontuações de 1 a 10 que indicam a probabilidade de reincidência** com base em mais de 100 fatores, incluindo idade, sexo e histórico criminal.
- Objetivamente, **raça não é usada**.

*“A chave para o nosso produto são os algoritmos, e eles são proprietários. Nós os criamos e não os lançamos porque é certamente uma parte essencial de nosso negócio. Não se trata de olhar para os algoritmos. É sobre olhar para os resultados.” - Jeffrey Harmon, gerente geral da Northpointe.*

- O sistema custa cerca de US \$ 22 mil por ano. (fonte: ProPublica.org)

## Risk Assessment

PERSON			
Name: [REDACTED]	Offender #: [REDACTED]	DOB: [REDACTED]	
Race: [REDACTED]	Gender: Male	Marital Status: Single	Agency: DAI

ASSESSMENT INFORMATION			
Case Identifier: [REDACTED]	Scale Set: Wisconsin Core - Community Language	Screener: [REDACTED]	Screening Date: [REDACTED]

### Current Charges

- |                                                 |                                                 |                                              |                                           |
|-------------------------------------------------|-------------------------------------------------|----------------------------------------------|-------------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Homicide               | <input checked="" type="checkbox"/> Weapons     | <input checked="" type="checkbox"/> Assault  | <input type="checkbox"/> Arson            |
| <input type="checkbox"/> Robbery                | <input type="checkbox"/> Burglary               | <input type="checkbox"/> Drug Possession/Use | <input type="checkbox"/> Fraud            |
| <input type="checkbox"/> Drug Trafficking/Sales | <input type="checkbox"/> Drug Offense w/o Force | <input type="checkbox"/> DUI/CU/IU           | <input checked="" type="checkbox"/> Other |
| <input type="checkbox"/> Sex Offense with Force |                                                 |                                              |                                           |

1. Do any current offenses involve family violence?  
 No  Yes
2. Which offense category represents the most serious current offense?  
 Misdemeanor  Non-violent Felony  Violent Felony
3. Was this person on probation or parole at the time of the current offense?  
 Probation  Parole  Both  Neither
4. Based on the screener's observations, is this person a suspected or admitted gang member?  
 No  Yes
5. Number of pending charges or holds?  
 0  1  2  3  4+
6. Is the current top charge felony property or fraud?  
 No  Yes

### Criminal History

Exclude the current case for these questions.

7. How many times has this person been arrested before as an adult or juvenile (criminal arrests only)?  
5
8. How many prior juvenile felony offense arrests?  
 0  1  2  3  4  5+

89. How hard is it for you to find a job ABOVE minimum wage compared to others?  
 Easier  Same  Harder  Much Harder

90. How often do you have barely enough money to get by?  
 Often  Sometimes  Never

91. Has anyone accused you of not paying child support?  
 No  Yes

92. How often do you have trouble paying bills?  
 Often  Sometimes  Never

93. Do you frequently get jobs that don't pay more than minimum wage?  
 Often  Sometimes  Never

94. How often do you worry about financial survival?  
 Often  Sometimes  Never

### Leisure/Recreation

Thinking of your leisure time in the past few (3-6) months, how often did you have the following feelings?

95. How often did you feel bored?  
 Never  Several times/mo  Several times/wk  Daily

96. How often did you feel you have nothing to do in your spare time?  
 Never  Several times/mo  Several times/wk  Daily

### Criminal Attitudes

The next statements are about your feelings and beliefs about various things. Again, there are no 'right or wrong' answers. Just indicate how much you agree or disagree with each statement.

127. "A hungry person has a right to steal."  
 Strongly Disagree  Disagree  Not Sure  Agree  Strongly Agree

128. "When people get into trouble with the law it's because they have no chance to get a decent job."  
 Strongly Disagree  Disagree  Not Sure  Agree  Strongly Agree

129. "When people do minor offenses or use drugs they don't hurt anyone except themselves."

110. "I have a best friend I can talk with about everything."  
 Strongly Disagree  Disagree  Not Sure  Agree  Strongly Agree

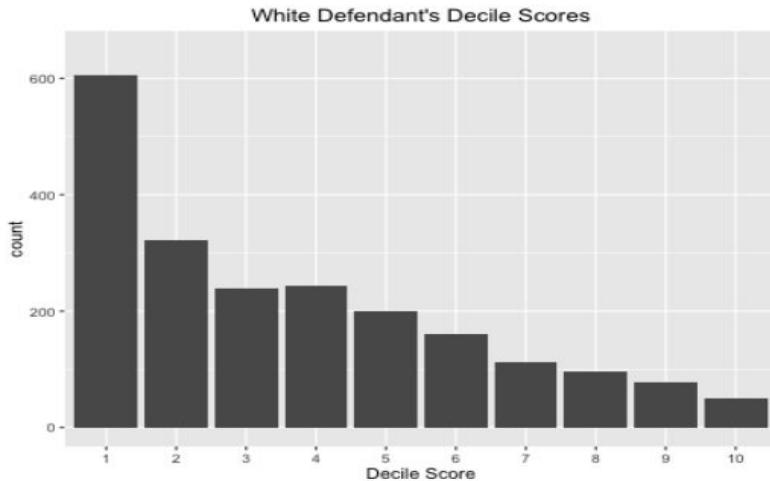
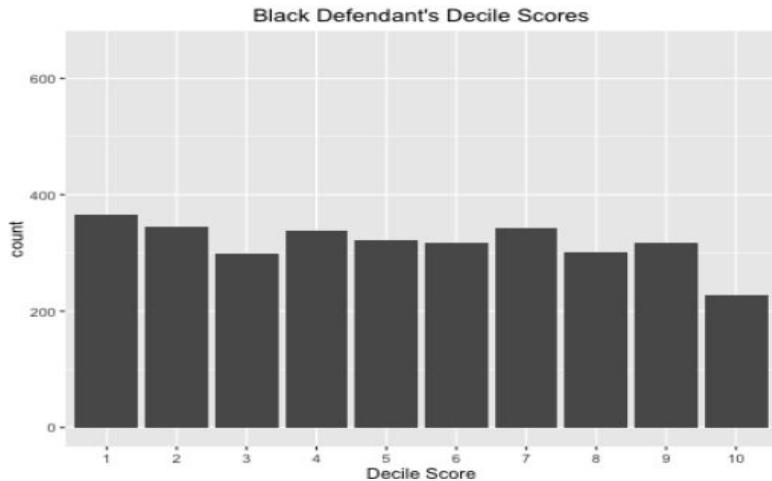
111. "I have never felt sad about things in my life."  
 Strongly Disagree  Disagree  Not Sure  Agree  Strongly Agree

124. "If people make me angry or lose my temper, I can be dangerous."  
 Strongly Disagree  Disagree  Not Sure  Agree  Strongly Agree



**TECS**  
Computação social

# O código imita a vida

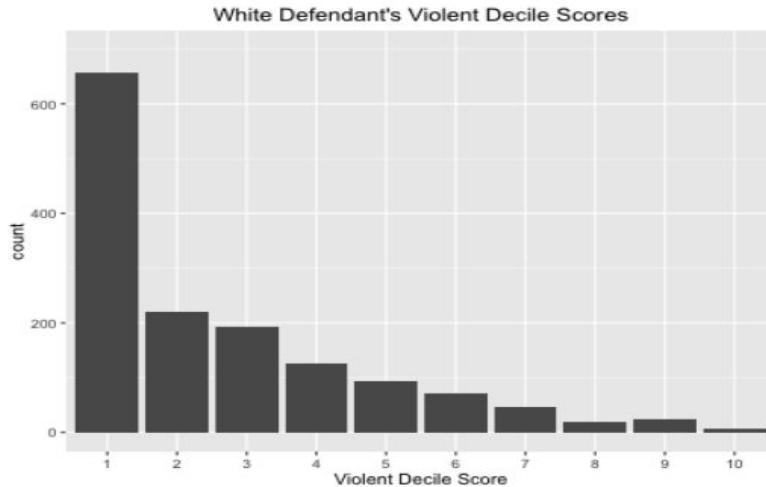
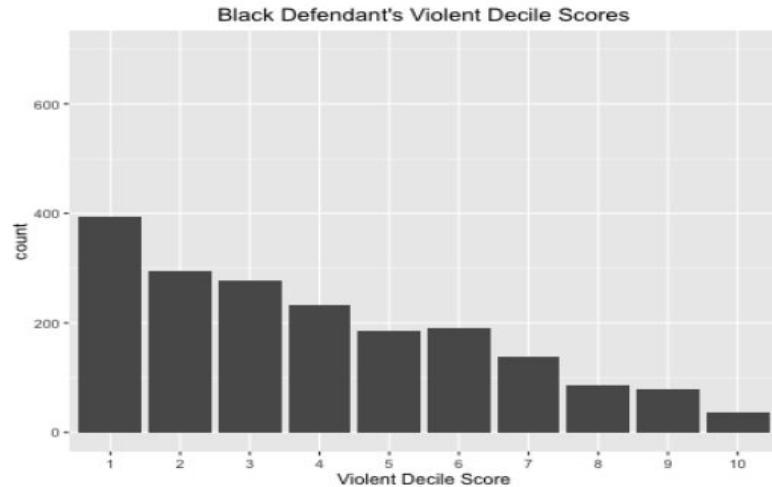


Esses histogramas mostram que as pontuações dos **réus brancos foram direcionadas para categorias de menor risco**, enquanto os **réus negros foram distribuídos uniformemente entre as pontuações**.



# O código imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



Embora exista uma clara diferença entre as distribuições das pontuações do COMPAS para os réus brancos e negros, a **simples observação das distribuições não leva em conta outros fatores demográficos e comportamentais**.



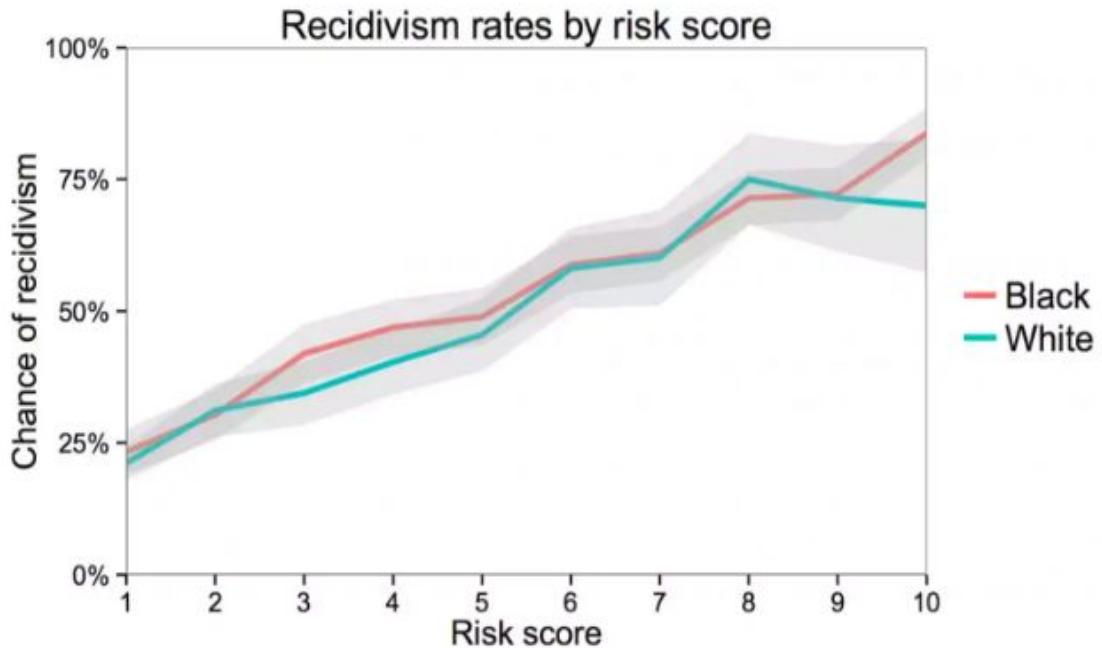
# Cara ou coroa?



Estatisticamente, o quanto previsor este algoritmo de fato é?

- 22% das pessoas que recebem **baixa pontuação** voltam a cometer algum tipo de crime.
- 60% das pessoas que recebem **pontuação 7** voltam a cometer algum tipo de crime.
- 81% das pessoas que recebem **altíssima pontuação** voltam a cometer algum tipo de crime.

*No geral, a ferramenta de avaliação da Northpointe prevê corretamente a reincidência em **61% das vezes**.*

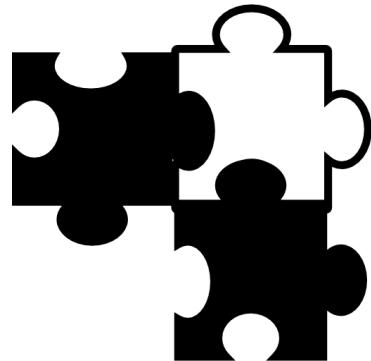


(Fonte: análise ProPublica de dados do condado de Broward, Flórida)

Taxa de reincidência por pontuação de risco e raça. **Réus brancos e negros com a mesma pontuação de risco têm aproximadamente a mesma probabilidade de reincidir.** As faixas cinzas mostram intervalos de confiança de 95%.



# Branco ou preto?



Mas e quando ele erra, ele erra com quem?

	BRANCO	AFRO-AMERICANO
Rotulado Maior Risco, Mas Não Reincide	23,5%	44,9%
Menor risco rotulado, ainda que reincide	47,7%	28,0%

(Fonte: análise ProPublica de dados do condado de Broward, Flórida)



# O código infelizmente imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



## Viés da máquina

Há software usado em todo o país para prever futuros criminosos. E é tendencioso contra os negros.

por Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu e Lauren Kirchner, ProPublica

23 de maio de 2016

### Duas prisões de roubo



VERNON PRATER

BAIXO RISCO **3**



BRISHA BORDEN

ALTO RISCO **8**



# O código infelizmente imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



## Viés da máquina

Há software usado em todo o país para prever futuros criminosos. E é tendencioso contra os negros.

por Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu e Lauren Kirchner, ProPublica

23 de maio de 2016

*Borden foi classificada como de alto risco para futuros crimes depois que ela e uma amiga pegaram uma bicicleta e uma scooter de crianças que estavam sentadas do lado de fora. Ela não reincidiu.*

### Duas prisões de roubo

VERNON PRATER

Ofensas anteriores  
2 assaltos à mão armada, 1 tentativa de assalto à mão armada

Ofensas Subsequentes  
1 grand roubo

BAIXO RISCO **3**

BRISHA BORDEN

Ofensas anteriores  
4 delitos juvenis

Ofensas Subsequentes  
Nenhum

ALTO RISCO **8**



# O código infelizmente imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



## Viés da máquina

Há software usado em todo o país para prever futuros criminosos. E é tendencioso contra os negros.

por Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu e Lauren Kirchner, ProPublica

23 de maio de 2016

Duas detenções por porte de drogas



DYLAN FUGETT

BAIXO RISCO **3**



BERNARD PARKER

ALTO RISCO **10**



# O código infelizmente imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



## Viés da máquina

Há software usado em todo o país para prever futuros criminosos. E é tendencioso contra os negros.

por Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu e Lauren Kirchner, ProPublica

23 de maio de 2016

*Fugett foi classificado como de baixo risco após ser preso com cocaína e maconha. Ele foi preso três vezes por acusações de drogas depois disso.*

### Duas detenções por porte de drogas

DYLAN FUGETT

Ofensa Anterior  
1 tentativa de roubo

Ofensas Subsequentes  
3 posses de drogas



BAIXO RISCO **3**

BERNARD PARKER

Ofensa Anterior  
1 resistindo à prisão sem violência

Ofensas Subsequentes  
Nenhum



ALTO RISCO **10**



# O código infelizmente imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



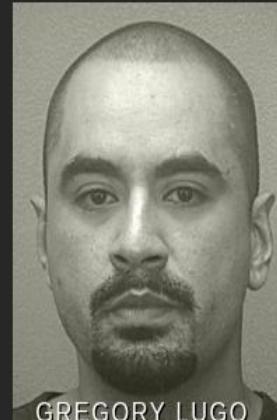
## Viés da máquina

Há software usado em todo o país para prever futuros criminosos. E é tendencioso contra os negros.

por Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu e Lauren Kirchner, ProPublica

23 de maio de 2016

### Duas prisões de DUI



GREGORY LUGO



MALLORY  
WILLIAMS

BAIXO RISCO 1

RISCO MÉDIO 6



# O código infelizmente imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



## Viés da máquina

Há software usado em todo o país para prever futuros criminosos. E é tendencioso contra os negros.

por Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu e Lauren Kirchner, ProPublica

23 de maio de 2016

*Lugo bateu seu Lincoln Navigator em um Toyota Camry enquanto estava bêbado. Ele foi avaliado como um baixo risco de reincidência apesar do fato de que era pelo menos seu quarto DUI.*

### Duas prisões de DUI

GREGORY LUGO

Ofensas anteriores  
3 DUIs, 1 bateria

Ofensas Subsequentes  
1 bateria de violência doméstica

BAIXO RISCO **1**

MALLORY WILLIAMS

Ofensas anteriores  
2 delitos

Ofensas Subsequentes  
Nenhum

RISCO MÉDIO **6**



# O código infelizmente imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



## Viés da máquina

Há software usado em todo o país para prever futuros criminosos. E é tendencioso contra os negros.

por Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu e Lauren Kirchner, ProPublica

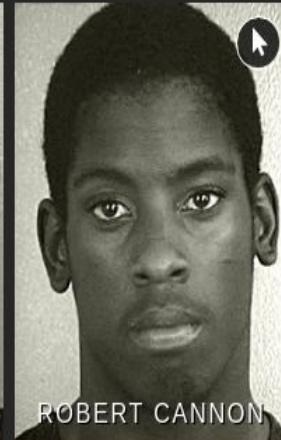
23 de maio de 2016

Duas detenções por roubo



JAMES RIVELLI

BAIXO RISCO **3**



ROBERT CANNON

RISCO MÉDIO **6**



# O código infelizmente imita a vida

**TECS**  
Comput{ação social}



## Viés da máquina

Há software usado em todo o país para prever futuros criminosos. E é tendencioso contra os negros.

por Julia Angwin, Jeff Larson, Surya Mattu e Lauren Kirchner, ProPublica

23 de maio de 2016

*"Estou surpreso [minha pontuação de risco] é tão baixa. Passei cinco anos em uma prisão estadual em Massachusetts." - James Rivelli*

### Duas detenções por roubo

JAMES RIVELLI

Ofensas anteriores  
1 violência doméstica  
agressão agravada, 1  
roubo, 1 furto, 1 tráfico  
de drogas

Ofensas  
Subsequentes  
1 grand roubo

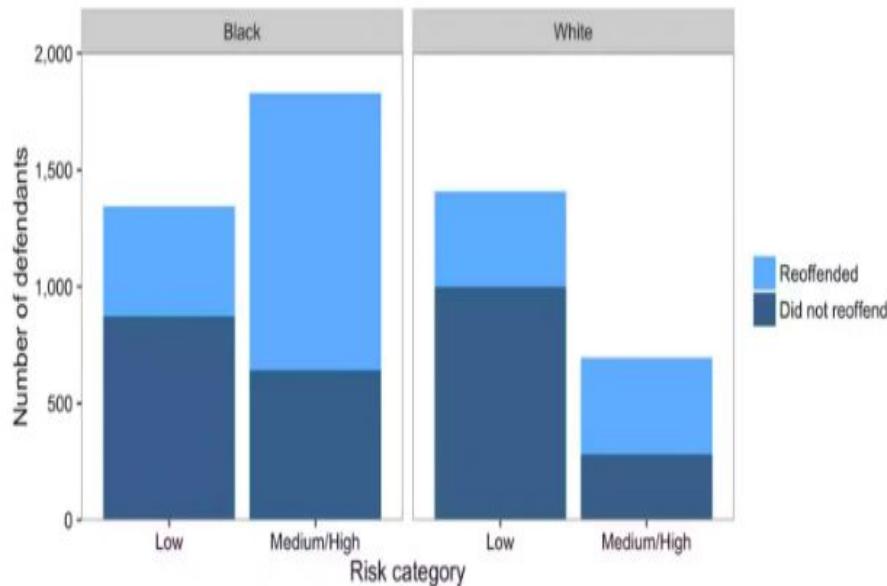
BAIXO RISCO **3**

ROBERT CANNON

Ofensa Anterior  
1 furto  
  
Ofensas  
Subsequentes  
Nenhum

RISCO MÉDIO **6**

# Estatisticamente, o que é justiça?



**Por um lado...** 60% daqueles classificados como de maior risco passaram a cometer novos crimes, uma taxa que era a mesma para os réus negros e brancos.

**Por outro...** 45% dos réus negros com risco mais alto foram classificados erroneamente, em comparação com 23% dos réus brancos com pontuação comparável. Mais de duas vezes mais.



# De onde vem isso?



- A taxa global de reincidência para réus negros é maior do que para réus brancos (52% contra 39%).
- Embora o algoritmo de Northpointe não use a raça diretamente, muitos atributos que predizem a reincidência variam de acordo com a raça.



Réus negros são mais propensos a serem classificados como de médio ou alto risco (58% versus 33%).

# O viés matematicamente inevitável



**Pergunta:** É possível criar uma fórmula que seja igualmente preditiva para todas as raças sem disparidades em quem sofre o dano de previsões incorretas?

Trabalhando separadamente e usando diferentes metodologias, quatro grupos de acadêmicos\* chegaram à mesma conclusão. **Não é.**

\*Universidade de Stanford, Universidade de Cornell, Universidade de Harvard, Universidade Carnegie Mellon, Universidade de Chicago e Google

**As sentenças de prisão devem basear-se em  
crimes que ainda não foram cometidos?**

# Anúncios de vagas de trabalho

Como o gênero influencia as ofertas que são mostradas ao usuário



# Anúncios de vagas de trabalho



- Redes sociais e websites coletam dados dos usuários que utilizam seus serviços, quem são e quais seus interesses. A receita principal da maioria desses sites vem de anúncios direcionados a esses usuários.
  - **Direcionamento pode ser considerado discriminação?**
  - É legal anunciar roupas masculinas somente para homens, mas ilegal anunciar vagas de trabalho exclusivamente para esse mesmo grupo.



# Anúncios de vagas de trabalho

**TECS**  
Comput{ação social}

- Datta et al. (2015) criaram uma ferramenta para acompanhar como o comportamento de um usuário influencia os anúncios que ele vê. Os usuários eram todos fictícios e manipulados pelos pesquisadores.
- [Google Ad Settings](#) “displays inferences Google has made about a user’s demographics and interests based on his browsing behavior”.
  - Pensado para aumentar transparência e controle por parte do usuário.
- Datta et al. (2015) simularam usuários homens e mulheres e visitavam websites relacionados a empregos. Durante o experimento, os homens viam anúncios para cargos executivos e vagas com salários altos mais frequentemente do que as mulheres.

Title	URL	Coefficient	appears in agents		total appearances	
			female	male	female	male
Top ads for identifying the simulated female group						
Jobs (Hiring Now)	<a href="http://www.jobsinyourarea.co">www.jobsinyourarea.co</a>	0.34	6	3	45	8
4Runner Parts Service	<a href="http://www.westernpatoyotaservice.com">www.westernpatoyotaservice.com</a>	0.281	6	2	36	5
Criminal Justice Program	<a href="http://www3.mc3.edu/Criminal+Justice">www3.mc3.edu/Criminal+Justice</a>	0.247	5	1	29	1
Goodwill - Hiring	<a href="http://goodwill.careerboutique.com">goodwill.careerboutique.com</a>	0.22	45	15	121	39
UMUC Cyber Training	<a href="http://www.umuc.edu/cybersecuritytraining">www.umuc.edu/cybersecuritytraining</a>	0.199	19	17	38	30
Top ads for identifying agents in the simulated male group						
\$200k+ Jobs - Execs Only	<a href="http://careerchange.com">careerchange.com</a>	-0.704	60	402	311	1816
Find Next \$200k+ Job	<a href="http://careerchange.com">careerchange.com</a>	-0.262	2	11	7	36
Become a Youth Counselor	<a href="http://www.youthcounseling.degreeleap.com">www.youthcounseling.degreeleap.com</a>	-0.253	0	45	0	310
CDL-A OTR Trucking Jobs	<a href="http://www.tadivers.com/OTRJobs">www.tadivers.com/OTRJobs</a>	-0.149	0	1	0	8
Free Resume Templates	<a href="http://resume-templates.resume-now.com">resume-templates.resume-now.com</a>	-0.149	3	1	8	10

Table 4: Top URL+titles for the gender and jobs experiment on the Times of India in May.

Title	URL	Coefficient	appears in agents		total appearances	
			female	male	female	male
Top ads for identifying the simulated male group						
Truck Driving Jobs	<a href="http://www.bestpayingdriverjobs.com">www.bestpayingdriverjobs.com</a>	0.492	0	15	0	33
\$200k+ Jobs - Execs Only	<a href="http://careerchange.com">careerchange.com</a>	0.383	0	15	0	48
Aircraft Technician Program	<a href="http://pia.edu">pia.edu</a>	0.292	0	6	0	14
Paid CDL Training	<a href="http://pamtransport.greatcdltraining.com">pamtransport.greatcdltraining.com</a>	0.235	0	5	0	13
Unique Bridal Necklaces	<a href="http://margaretelizabeth.com/Bridal">margaretelizabeth.com/Bridal</a>	0.234	0	5	0	19
Top ads for identifying agents in the simulated female group						
Business Loans for Women	<a href="http://topsbaloans.com">topsbaloans.com</a>	-0.334	13	1	70	1
Post Your Classified Ad	<a href="http://indeed.com/Post-Jobs">indeed.com/Post-Jobs</a>	-0.267	20	16	56	24
American Laser Skincare	<a href="http://americanlaser.com">americanlaser.com</a>	-0.243	8	5	14	8
Dedicated Drivers Needed	<a href="http://warrentransport.com">warrentransport.com</a>	-0.224	3	0	14	0
Earn Your Nursing Degree	<a href="http://nursing-colleges.courseadvisor.com">nursing-colleges.courseadvisor.com</a>	-0.219	11	3	31	10

Table 5: Top URL+titles for the gender and jobs experiment (July).



# Configurações de anúncios

**TECS**  
Comput{ação social}

Propriedade	Requisito	Resultado
Não discriminação	Usuários que diferem apenas em atributos protegidos são tratados igualmente	Violação
Transparência	Usuário pode ver dados sobre si usados para a seleção dos anúncios	Violação
Escolhas impactantes	Mudar uma configuração tem efeito nos anúncios	Cumprimento
Escolha de anúncios	Remover um interesse diminui o número de anúncios relacionados a ele	Cumprimento

# Anúncios de vagas de trabalho

- Lambrecht e Tucker (2018) decidiram investigar **por que** isso acontecia.
- Investigaram a distribuição de um anúncio de oportunidades de trabalho na área de STEM.
  - O anúncio foi explicitamente configurado para não favorecer nenhum gênero.
  - Na prática, porém, mais homens viram o anúncio do que mulheres (20%), com diferença ainda mais gritante entre o público de 25-54 anos.



# O buraco é (ainda) mais embaixo

**TECS**  
Comput{ação social}



## Hipótese 1:

Mulheres não possuem interesse no anúncio e não clicam. Algoritmo maximiza número de cliques ao mostrar para mais homens.



## Hipótese 2:

Algoritmos treinados em dados enviesados reforçariam papéis de gênero cristalizados na cultura do país.



## Hipótese 3:

Reflexo da indústria de anúncios. Como anunciantes disputam pelos consumidores, há reflexos das decisões de outros anunciantes.



# O buraco é (ainda) mais embaixo

- É **mais caro mostrar anúncios para mulheres**, especialmente na faixa etária em que mais houve diferença.
  - Mulheres tipicamente controlam as compras da casa; assim, são mais valiosas para os anunciantes.
  - O algoritmo de otimização de custo fez com que os homens fossem priorizados.
- **Transparência algorítmica não ajudaria nesse caso!** Trata-se de um problema de regulamentação econômica.

# Reconhecimento de fala

Fale que eu te escuto (**desde que você seja homem!**)



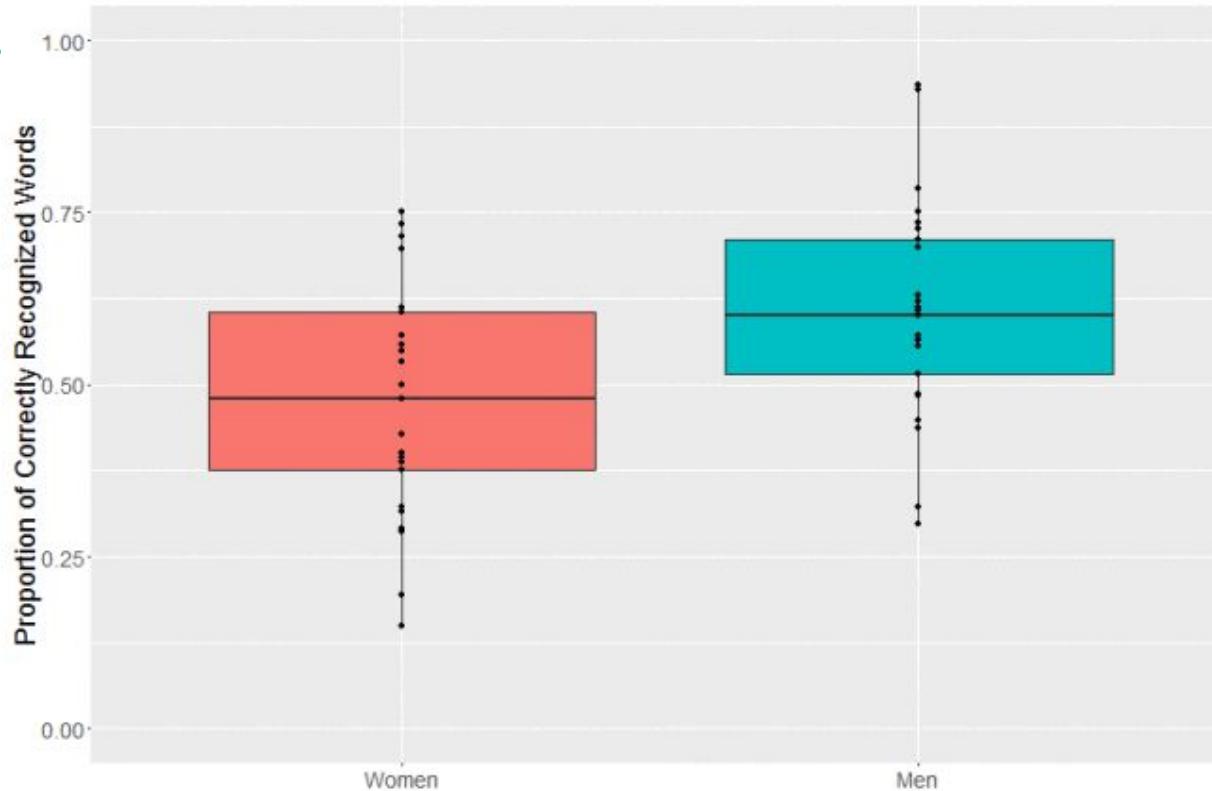
# Reconhecimento de fala



- O reconhecimento de fala ou de voz é a tecnologia que permite o **reconhecimento e transcrição da língua falada em texto** pelos computadores.
  - Controle de carros e celulares, atendimento ao cliente automatizado, assistentes pessoais.

# Reconhecimento de fala

- Tatman (2016) verificou que a legendagem automática do YouTube tem performance consistentemente melhor para vozes masculinas do que para femininas ( $p < 0.01$ ).
- Tamanho do efeito (d de Cohen) = 0.07
  - Ao escolher um homem e uma mulher aleatoriamente da amostra, há 70% de chance de que as transcrições sejam mais acuradas para o homem.



Em média, para cada falante mulher, menos da metade (47%) das suas palavras eram entendidas corretamente. Para o falante médio masculino, o entendimento era correto em 60% das vezes.

# Reconhecimento de fala

- Os sistemas de reconhecimento de fala foram **criados por (e para) homens**: dois terços dos autores da Associação de Linguística Computacional (ACL) são homens.
- **Corpora são desbalanceados**: o mais popular, TIMIT, é composto de 69% de vozes masculinas.
  - Há diferenças sistemáticas nos modos de falar masculino e feminino (timbre, velocidade de fala, abertura das vogais, entre outras).
- Algoritmos de reconhecimento de fala são **bons em lidar com o que já conhecem!**

# Para saber mais...

- Algorithmic Justice League (MIT Media Lab): <https://www.ajlunited.org/>
- BUOLAWINI, J. e GEBRU, T. *Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification.* Disponível em: <http://proceedings.mlr.press/v81/buolamwini18a/buolamwini18a.pdf>
- PHILLIPS et al. *An other-race effect for face recognition algorithms.* Disponível em: <https://dl.acm.org/citation.cfm?doid=1870076.1870082>

# Para saber mais...

- LAMBRECHT, A. e TUCKER, C. *Algorithmic Bias? An Empirical Study into Apparent Gender-Based Discrimination in the Display of STEM Career Ads.* Disponível em: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2852260>
- DATTA, A., TSCHANTZ, M. e DATTA, A. *Automated Experiments on Ad Privacy Settings: A Tale of Opacity, Choice, and Discrimination.* Disponível em: <https://arxiv.org/pdf/1408.6491.pdf>
- TATMAN, R. *Google's speech recognition has a gender bias.* Disponível em: <https://goo.gl/nxtKuk>

# Para saber mais...

- ANGWIN, J. et al. PROPUBLICA. *Machine Bias: There's software used across the country to predict future criminals, and it's biased against blacks.* Disponível em: <https://goo.gl/zvrxQB>
- CORBETT-DAVIES et al. WASHINGTON POST. *A computer program used for bail and sentencing decisions was labeled biased against blacks. It's actually not that clear.* Disponível em: <https://goo.gl/CXfki5>
- Jason Tashea, WIRE. *Courts are using AI to sentence criminals: that must stop now.* Disponível em: <https://goo.gl/a7unFR>

# Participe!

Você pode nos encontrar em:

[t.me/tecsusp](https://t.me/tecsusp)

[fb.com/tecs.usp](https://fb.com/tecs.usp)

[www.ime.usp.br/~tecs/](http://www.ime.usp.br/~tecs/)