

Fair Machine Learning

Juliet Fleischer

11. Januar 2025



Agenda

1 Gruppen Fairness

2 Individuelle Fairness

3 Fairness Methoden

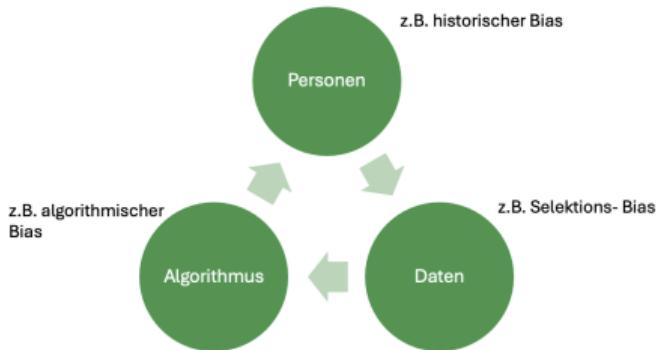
4 Quellen von Bias

5 Extra Folien

Ist die Entscheidung zur Festnahme fair?

- Ziel: Polizei helfen vorherzusagen, ob Person eine Waffe trägt
- Trainingsdaten: Stop, Question, Frisk Daten von NYPD
- Zielvariable: Waffe gefunden (0 = Keine Waffe, 1 = Waffe)
- **Protected Attribute:** Ethnie

- an image to illustrate



Independence	Separation	Sufficiency
$\hat{Y} \perp A$	$\hat{Y} \perp A Y$	$Y \perp A \hat{Y}$

- Verständnis von Fairness: Personen erfahren aufgrund ihrer Gruppenzugehörigkeit Diskriminierung
- Vorhersageraten zwischen Gruppen sollen gleich sein

z.B. Statistical Parity

$$P(\hat{Y} = 1|A = a) = P(\hat{Y} = 1|A = b)$$

Independence	Separation	Sufficiency
$\hat{Y} \perp A$	$\hat{Y} \perp A Y$	$Y \perp A \hat{Y}$

Separation:

- Fokus auf gleichen Fehlerraten zwischen Gruppen, z.B. Predictive Equality

$$P(\hat{Y} = 1|A = a, Y = 0) = P(\hat{Y} = 1|A = b, Y = 0)$$

Sufficiency:

- Zuverlässigkeit der Vorhersage soll gleich sein, z.B. Predictive Parity

$$P(Y = 1|A = a, \hat{Y} = 1) = P(Y = 1|A = b, \hat{Y} = 1)$$

	$Y = 0$	$Y = 1$
$\hat{Y} = 0$	TN	FN
$\hat{Y} = 1$	FP	TP

Independence	Separation	Sufficiency
$\hat{Y} \perp A$	$\hat{Y} \perp A Y$	$Y \perp A \hat{Y}$

- Sowohl Separation als auch Sufficiency können statt mit \hat{Y} auch mit S definiert werden, z.B. Calibration

$$P(Y = 1|A = a, S = s) = P(Y = 1|A = b, S = s)$$

- oder Well-calibration

$$P(Y = 1|A = a, S = s) = P(Y = 1|A = b, S = s) = s$$

- Sufficiency nimmt Perspektive des Entscheidenden an
 - Separation gut, wenn Y durch einen objektiv wahren Prozess entstanden ist
 - Independence gut, wenn Form der Gleichheit erzwungen werden soll
- normalerweise nicht miteinander vereinbar

Agenda

1 Gruppen Fairness

2 Individuelle Fairness

3 Fairness Methoden

4 Quellen von Bias

5 Extra Folien

- Verständnis von Fairness: Fairness bedeutet, dass gleiche Personen gleich behandelt werden
- ① Fairness through Awareness (FTA)
 - ▶ Lipschitz-Kriterium
$$d_Y(\hat{y}_i, \hat{y}_j) \leq \lambda d_X(x_i, x_j)$$
 - ▶ Definition des Distanzmaßes d_X im Feature Space ist eine Herausforderung
- ② Fairness through Unawareness (FTU) = Blinding
 - ▶ Vorgehensvorschrift: PA soll nicht im Entscheidungsprozess verwendet werden
 - ▶ Keine eindeutige mathematische Definition, sondern verschiedene Ansätze zum Testen von FTU
 - ▶ Problem der **Proxis** (Variablen, die mit PA hoch korreliert sind)

Agenda

1 Gruppen Fairness

2 Individuelle Fairness

3 Fairness Methoden

4 Quellen von Bias

5 Extra Folien

Wie sorgen wir für algorithmische Fairness?

- Preprocessing : Daten vor dem Training bearbeiten
z.B. (Re-)Sampling, Transformation
- Inprocessing: Trainingsprozess anpassen, Optimierungsproblem modifizieren
z.B. Regulaisierung
- Postprocessing:Vorhersagen nach dem Training bearbeiten
z.B. Thresholding
- Interpretable ML Methoden können hier auch sehr helfen!

Agenda

1 Gruppen Fairness

2 Individuelle Fairness

3 Fairness Methoden

4 Quellen von Bias

5 Extra Folien

Woher kommt Bias?

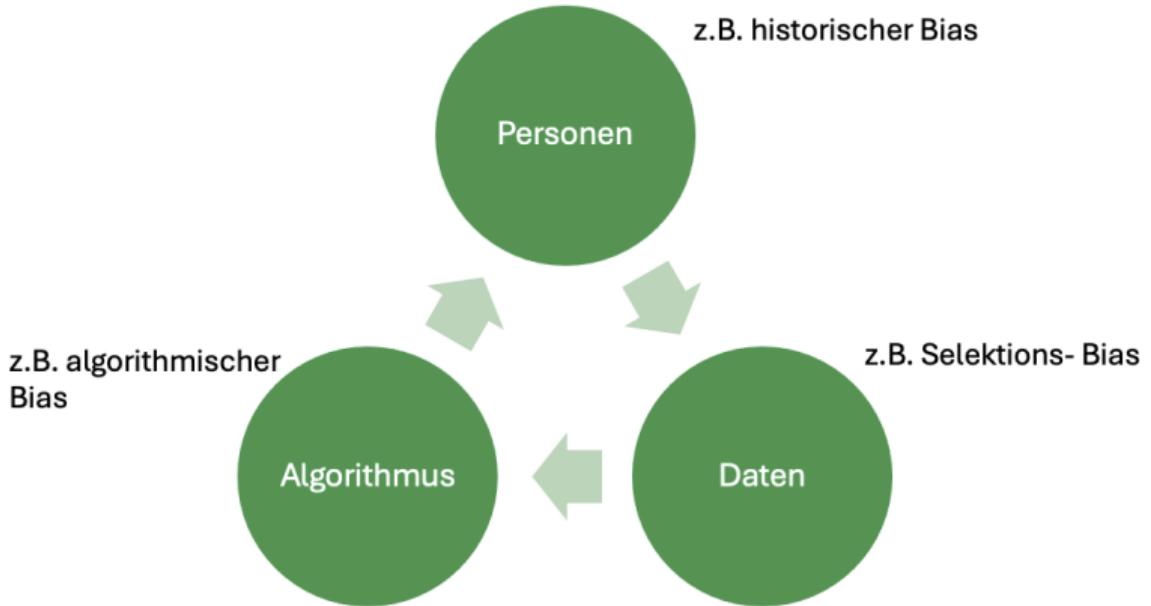


Abbildung: Quellen von Bias in Machine Learning Modellen

- binäre Klassifikation, ein PA ist simpelster Fall
- in Praxis eher mehrere PAs und vielfältige Aufgaben
→ regression, unsupervised learning, ...

Fazit:

Fairness ist ein komplexes Thema, das Zusammenarbeit vieler Disziplinen erfordert
Es gibt (noch) nicht, die **eine** Definition von Fairness

Agenda

1 Gruppen Fairness

2 Individuelle Fairness

3 Fairness Methoden

4 Quellen von Bias

5 Extra Folien

- Interaktives Tool:
<https://research.google.com/bigpicture/attacking-discrimination-in-ml/>
- Einführung in Fairness mit mlr3.fairness:
<https://journal.r-project.org/articles/RJ-2023-034/>
- Fairness and Machine Learning Buch: <https://fairmlbook.org/>

POC werden überproportional häufig gestoppt

Verteilung der Ethnie in NYC (2023)

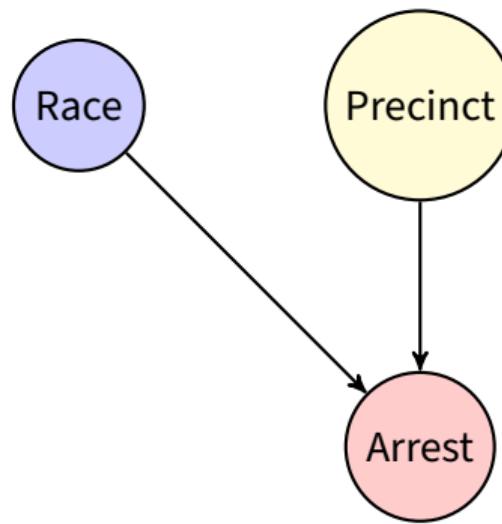
<https://www.census.gov/quickfacts/newyorkcitynewyork>

Tabelle: Verteilung der Ethnie in SQF Daten

race	prop
BLACK	58.61%
WHITE HISPANIC	20.32%
BLACK HISPANIC	10.13%
WHITE	5.48%
OTHER	2.67%
NA	2.79%

Ist die Gruppenzugehörigkeit der Grund für die Festnahme?

- kausale Definitionen



Race	Precinct	Prior Offenses	Arrest
Black	1	Yes	Yes
White	2	No	No
Hispanic	1	Yes	No
Asian	3	No	No