

>>> Smart Borders?

>>> Wie die EU versucht Grenzübergänge mit einem
diskriminierenden KI-Lügendetektor zu regulieren.

Name: AG Link

Date: September 29, 2021

>>> Inhalt

1. Was ist iBorderCtrl?

Akteure und Organisationsstruktur

Silent Talker

Geschichte des Lügendetektor

2. Grundlagen KI

KI, Algorithmen und maschinelles Lernen

Overfitting

3. Grenzen und Risiken von KI

KI und Interpretierbarkeit

KI und Bias

4. Bias in iBorderCtrl

5. Ausblick und Diskussion

Politische Einordnung

Wie und wofür forschen wir?

>>> Akteure und Organisationsstruktur

- * Horizon 2020 (auch Roborder)
- * Tresspass etc.
- * Finanzierung
- * Beteiligte Forschungseinrichtungen, beteiligte Unternehmen?
- * Aktueller Entwicklungsstand

>>> Silent Talker



Quelle: iborderctrl.eu

"The avatar is presented in a uniform to convey an air of authority." (K.Crockett et.al.)

>>> Die Geschichte des Lügendetektors - Der Polygraph

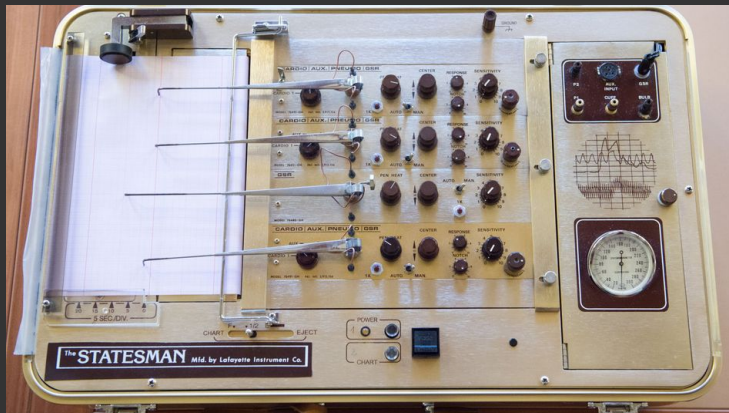


Foto: Sebastian Kahnert/ dpa

>>> Die Geschichte des Lügendetektors - Der Polygraph

- * Entwicklung in der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts
- * Maßgeblich von John A. Larson (Polizist und Physiologe) geprägt
- * Später patentiert und vermarktet
- * Forschung umstritten
- * Einige Studien legen nahe, dass Ergebnisse beinahe zufällig sind (Saxe, Ben-Shakhar, 1999)
- * Andere Systeme, die physiologische Reaktionen testen ähnlich umstritten

>>> Die Geschichte des Lügendetektors - Mikroexpressionen



Paul Ekman's Pictures of Facial Affect

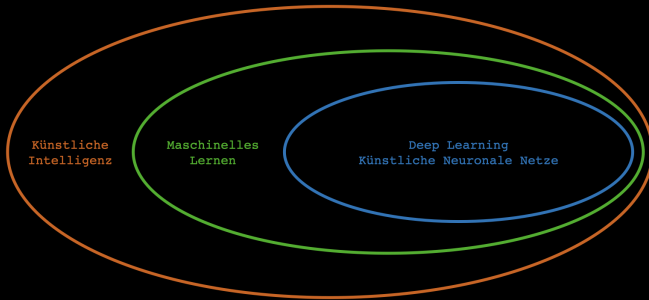
>>> Die Geschichte des Lügendetektors - Mikroexpressionen

- * Facial Action Coding System (FACS) von Ekman und Friesen entwickelt,
- * 'Mikroexpressionen' codieren Gefühle des Menschen,
- * Annahme: Lügen ist emotionaler Akt und kann mit Mikroexpressionen entschlüsselt werden,
- * Studien zeigen: Vorgehen ist so exakt wie zufällige Vermutung,
- * Forschung ist uneinig, ob Mikroexpressionen bei jedem Menschen vorliegen und eindeutig sind.

>>> Die Geschichte des Lügendetektors - Die Rolle von KI

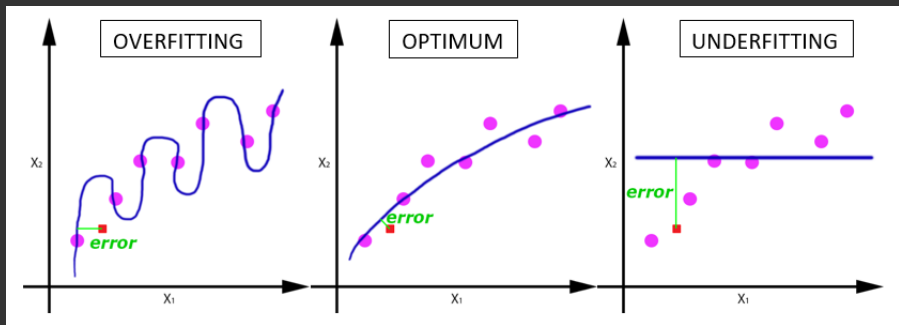
- * Versuche Mikroexpressionen und ähnliches mit KI zu klassifizieren,
- * Nutzung für die Optimierung von Werbeanzeigen (Facebook),
- * Projekt AVATAR (US-Projekt für Grenzkontrollen)

>>> KI, Algorithmen und maschinelles Lernen



Algorithmus: Rechenvorgang nach einem bestimmten Schema

>>> Overfitting



Quelle: Sagar Sharma / Towards Data Science

>>> Was heißt interpretierbar?

- * Keine einheitliche Definition
- * Interpretierbarkeit als "Verstehen des Algorithmus":
 - * Bedeutung der Parameter kann verstanden werden
 - * Funktionsweise des Algorithmus kann für jeden Input nachvollzogen werden
 - * Kann bei KI oft nicht angewendet werden
- * Interpretierbarkeit durch methodische Analyse:
 - * Verschiedene Techniken
 - * Benutzung weiterer KI
 - * Analyse durch Manipulation von Datensätzen
 - * Konzepte sind neu
 - * Bedeutung und Korrektheit nicht geklärt

>>> Wofür braucht mensch Interpretierbarkeit?

- * Kausalität vs. Korrelation, was lernt die KI?
- * Bsp.: KI soll Basketbälle erkennen und wird mit Bildern unterschiedlicher Bälle trainiert. Erkennt die KI tatsächlich den Basketball oder einfach nur die Farbe Orange?
- * Wenn KI in gesellschaftlich relevanten Bereichen eingesetzt wird, kann es entscheidend sein Ergebnisse interpretieren zu können

>>> Missklassifikationshack

- * Ergebnisse der KI hängen stark vom Datensatz ab
- * Daraus ergibt sich ein Angriff auf KIs
- * Die Kriterien für die Entscheidung der KI stimmen nicht mit menschlichen Kriterien überein

>>> Panda oder Gibbon?

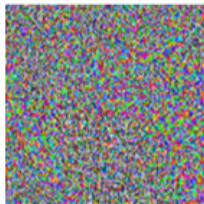


x

“panda”

57.7% confidence

+ .007 ×



$\text{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))$

“nematode”

8.2% confidence

=



$x +$

$\epsilon \text{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))$

“gibbon”

99.3 % confidence

Quelle: J. Goodfellow et. al.



M. BINY

Quelle:

>>> Arten von Bias

Bias = Verzerrung

- * Bias in den Daten
- * Bias durch Design des Algorithmus
- * Bias durch Rückkopplung

Konsequenz: Diskriminierende Algorithmen (auch Gender Bias, Racial Bias, Neurodiversity Bias etc. genannt)

>>> Bias in den Daten

- * **Measurement Bias:** Die Auswahl der Merkmale zur Darstellung des Sachverhalts kann zu Verzerrung führen

>>> Bias in den Daten

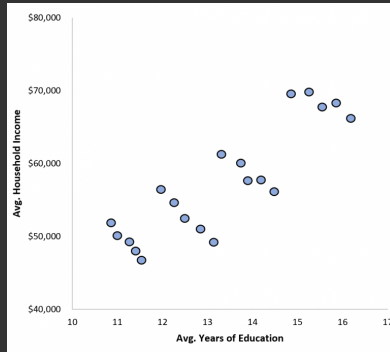
- * Measurement Bias: Die Auswahl der Merkmale zur Darstellung des Sachverhalts kann zu Verzerrung führen
- * **Omitted Variable Bias:** Wichtige Merkmale werden nicht im Modell berücksichtigt

>>> Bias in den Daten

- * Measurement Bias: Die Auswahl der Merkmale zur Darstellung des Sachverhalts kann zu Verzerrung führen
- * Omitted Variable Bias: Wichtige Merkmale werden nicht im Modell berücksichtigt
- * **Representation Bias**: Fehlende Diversität in den verfügbaren bzw. genutzten Daten

>>> Bias in den Daten

- * **Aggregation Bias:** Spezifische Eigenschaften von Untergruppen gehen im gesamten Datensatz unter, Überlagerung von Trends in verschiedenen Untergruppe führt zu falschen Aussagen



Quelle: Statology.org What is Aggregation Bias?

>>> Bias durch Design

- * **Evaluation Bias:** Performance des Algorithmus wird an unrealistischen Kriterien gemessen

>>> Bias durch Rückkopplung

Verstärkung der Diskriminierung durch
Rückkopplungsschleife bei Predictive Policing



Quelle: Algorithmic Bias and Fairness: Crash Course AI by CrashCourse

Konzeptionelle Mängel in iBorderControl

- * Einsatz von Schauspieler*innen
- * Qualität der Kameraaufzeichnung

>>> Bias in iBorderCtrl

* **Measurement Bias:** Stress beim Grenzübergang löst u.U. gleiche Symptome wie Lügen aus

>>> Bias in iBorderCtrl

- * Measurement Bias: Stress beim Grenzübergang löst u.U. gleiche Symptome wie Lügen aus
- * **Omitted Variable Bias:** Lügen/nicht Lügen zeigt sich in nicht erfassten Phänomenen. Es gibt keine zuverlässigen Theorien dazu, welche physiologischen Prozesse Lügen eindeutig identifizierbar machen.

>>> Bias in iBorderCtrl

- * Measurement Bias: Stress beim Grenzübergang löst u.U. gleiche Symptome wie Lügen aus
- * Omitted Variable Bias: Lügen/nicht Lügen zeigt sich in nicht erfassten Phänomenen. Es gibt keine zuverlässigen Theorien dazu, welche physiologischen Prozesse Lügen eindeutig identifizierbar machen.
- * **Representation Bias**: fehlende Diversität in Hautfarbe, Geschlecht, Neurodiversität, Behinderungen, gesundheitlichen Faktoren, Narben etc.

>>> Bias in iBorderCtrl

- * Measurement Bias: Stress beim Grenzübergang löst u.U. gleiche Symptome wie Lügen aus
- * Omitted Variable Bias: Lügen/nicht Lügen zeigt sich in nicht erfassten Phänomenen. Es gibt keine zuverlässigen Theorien dazu, welche physiologischen Prozesse Lügen eindeutig identifizierbar machen.
- * Representation Bias: fehlende Diversität in Hautfarbe, Geschlecht, Neurodiversität, Behinderungen, gesundheitlichen Faktoren, Narben etc.
- * **Aggregation Bias**: Reaktionen (z.B. Mikroexpressionen) nicht konsistent. Gleiches Verhalten bei unterschiedlichen Individuen kann Unterschiedliches bedeuten.

>>> Bias in iBorderCtrl

- * Measurement Bias: Stress beim Grenzübergang löst u.U. gleiche Symptome wie Lügen aus
- * Omitted Variable Bias: Lügen/nicht Lügen zeigt sich in nicht erfassten Phänomenen. Es gibt keine zuverlässigen Theorien dazu, welche physiologischen Prozesse Lügen eindeutig identifizierbar machen.
- * Representation Bias: fehlende Diversität in Hautfarbe, Geschlecht, Neurodiversität, Behinderungen, gesundheitlichen Faktoren, Narben etc.
- * Aggregation Bias: Reaktionen (z.B. Mikroexpressionen) nicht konsistent. Gleiches Verhalten bei unterschiedlichen Individuen kann Unterschiedliches bedeuten.
- * **Overfitting**: Trefferquote von 73 Prozent in Testdaten vs 93 Prozent in Trainingsdaten deutet auf Overfitting hin

>>> Bias in iBorderCtrl

- * **Evaluation Bias:** Testbedingungen entsprechen nicht den Einsatzbedingungen, zB Licht, Diversität

>>> Bias in iBorderCtrl

- * Evaluation Bias: Testbedingungen entsprechen nicht den Einsatzbedingungen, zB Licht, Diversität
- * **Bias durch Rückkopplung:** Wenn Einsatzdaten wieder eingespeist werden, dann klassifiziert der Lügendetektor mehr Benachteiligte als lügend, Überprüfungsbeamt*innen bestätigen die Entscheidung und geben die Daten zurück an das System.

>>> Testergebnisse

- * Anzahl verschiedener Personen in der Testdatenmenge: 1
- * Stichprobenstreuung: 24.37 (Truthful) / 34.29 (Deceptive)

Table IV: Classification Outcomes using Unseen Participants

Test No	Participant				Accuracy (%)	
	Truthful		Deceptive		Truthful	Deceptive
	Gender	Ethnicity	Gender	Ethnicity		
1	M	EU	M	A/A	100	57
2	M	A/A	F	EU	50	36
3	M	A/A	F	EU	50	100
4	M	EU	F	EU	90	100
5	M	A/A	M	EU	100	10
6	M	EU	M	EU	72	100
7	M	A/A	F	EU	100	100
8	F	EU	F	A/A	38	100
9	M	EU	M	EU	80	60
Overall Accuracy (%)					75.55	73.66

>>> Politische Einordnung

- * Unfreiwillige Datenerhebung zur "Verbesserung" des Algorithmus
- * Entwicklung Ethischer Normen für KI (EU KI Standards, Gesellschaft für Informatik)

>>> Wie und wofür forschen wir?

- * Wissenschaft kann instrumentalisiert werden
- * Wir brauchen mehr kognitive Diversität in Forschungseinrichtungen
- * Was ist dein wissenschaftlicher Standard und worauf gründet er?