



# KI als Dichter und Richter?

Prof. Dr. K.A. Zweig  
TU Kaiserslautern  
Algorithm  
Accountability Lab  
@nettwerkerin



Konstituierende Sitzung der  
Enquete-Kommission  
„Künstliche Intelligenz“ am 27.9.

---

Aus der Rede von Bundestagspräsidenten  
Dr. Schäuble:

- „Die künstliche Intelligenz gilt  
Vielen als neue Zauberformel des  
technischen Fortschritts, ...
- ... sie wird dichten, ...
- ... sie wird belohnen und bestrafen ...“



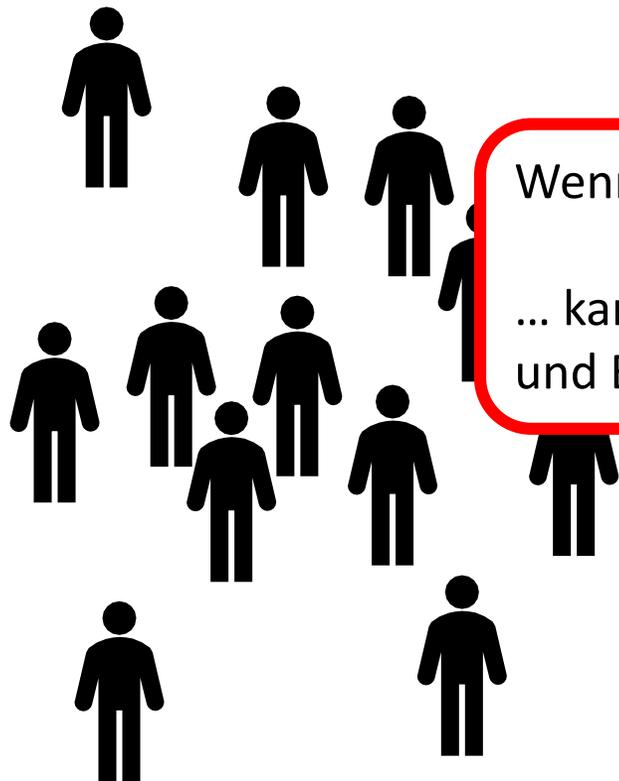
Die zwei Ängste

Sie wird richten

Sie wird dichten



# Algorithmische Entscheidungssysteme (ADM Systeme)



Wenn Menschen so etwas lernen können, ...  
... kann auch eine Maschine aus bisherigem Verhalten und Eigenschaften lernen, z.B. wer kriminell wird?

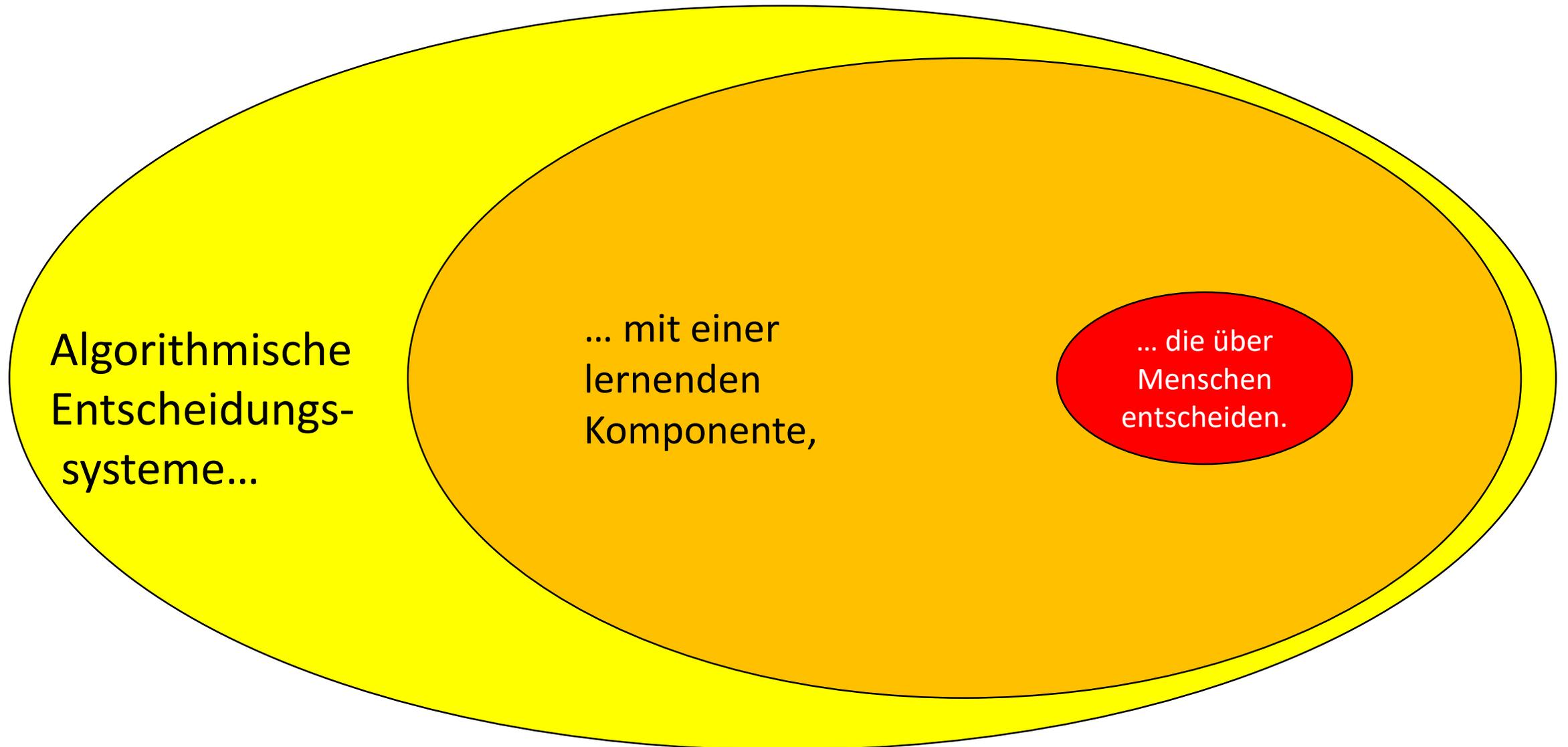


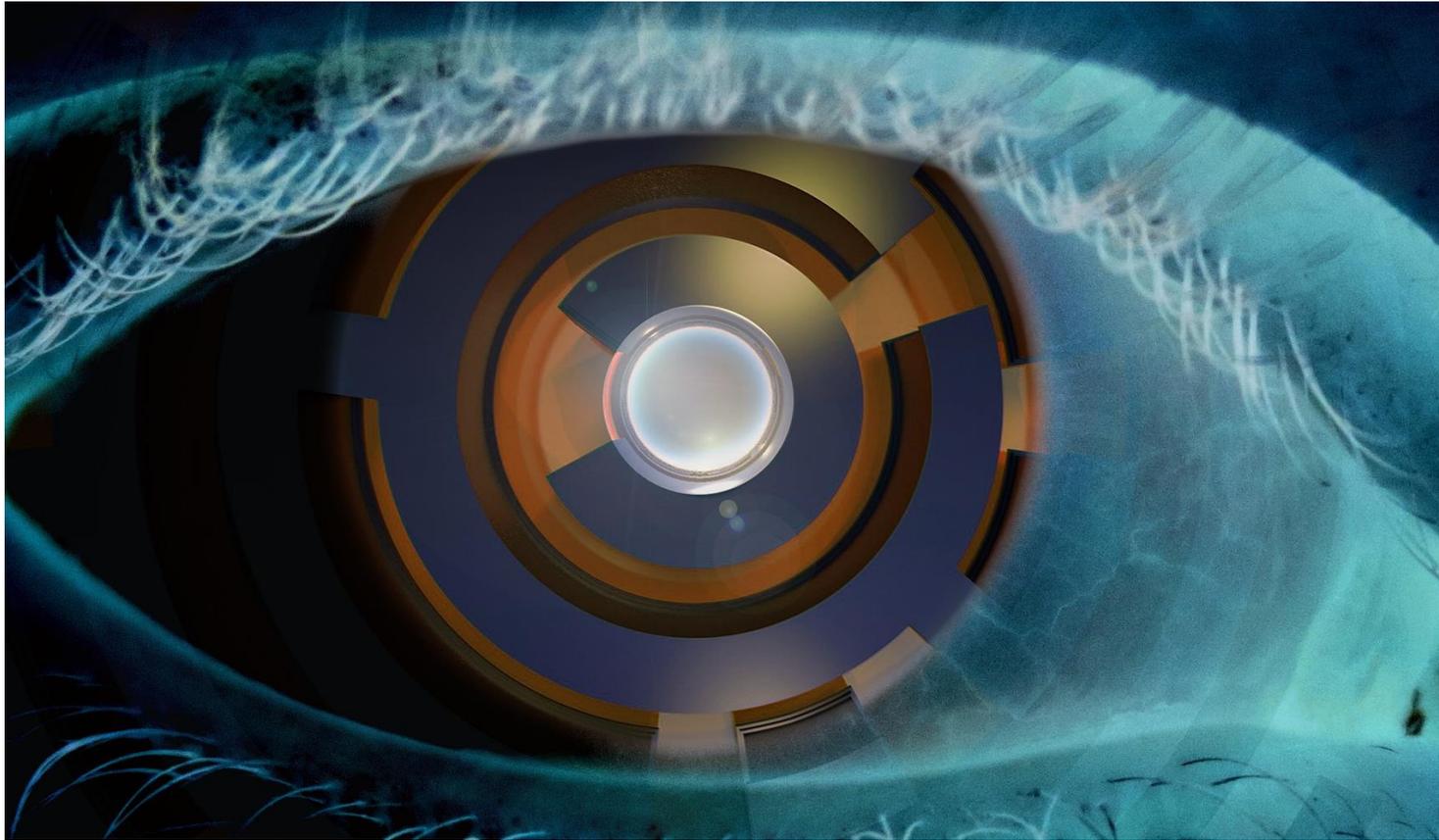
Scoring-Verfahren



Klassifikation

# Welche ADM-Systeme sind problematisch?





# Begriffe

- Algorithmus
- Künstliche Intelligenz (schwache, starke)
- Maschinelles Lernen / selbstlernende Systeme
  
- Nachvollziehbarkeit
- Transparenz

Wie „lernt“ das System von Daten?

**DIY:**

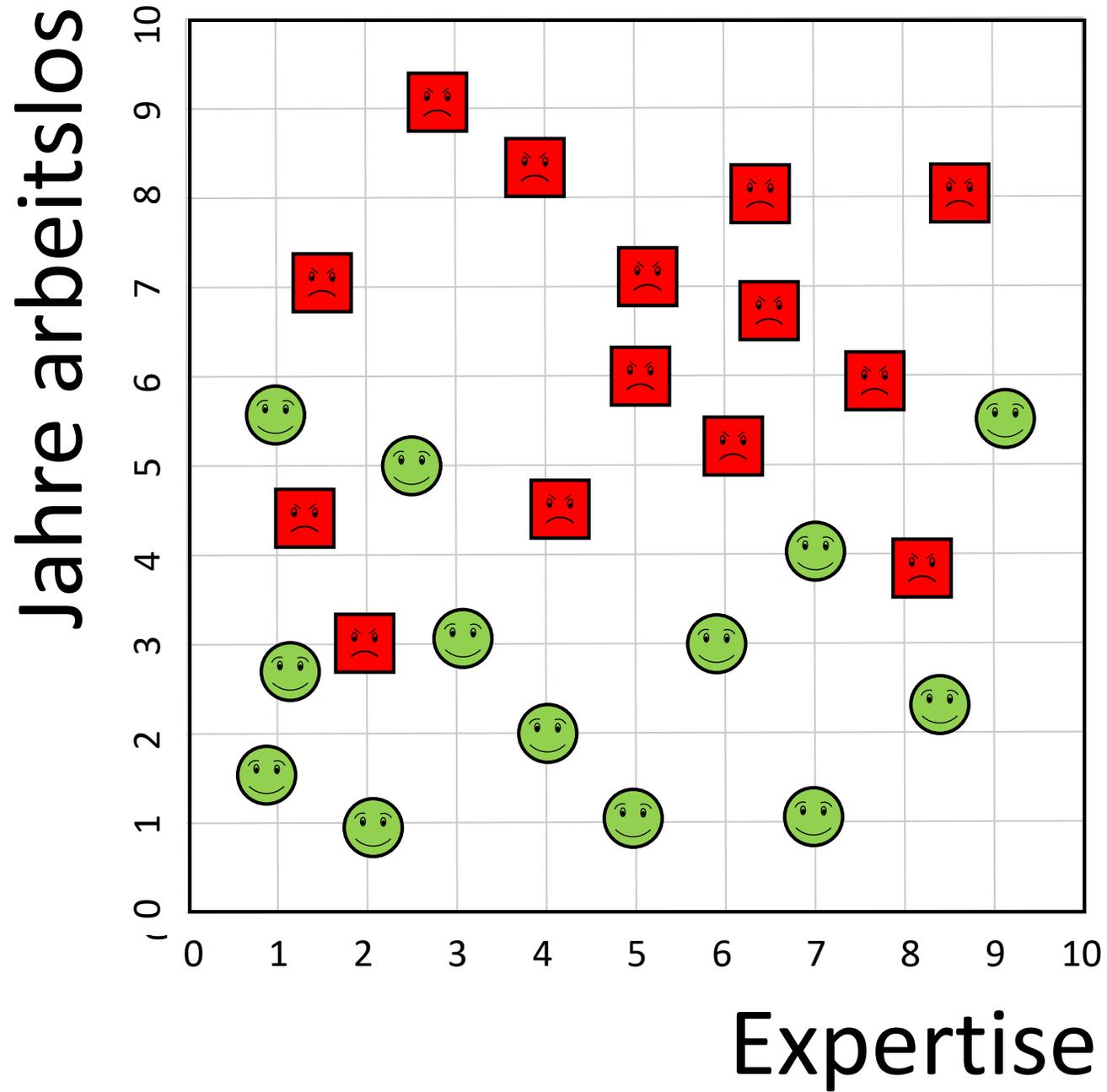
**Sie sind heute meine  
„Support Vector Machine“**



Weniger erfolgreiche  
Arbeitnehmer:innen



Erfolgreiche Arbeit-  
nehmer:innen

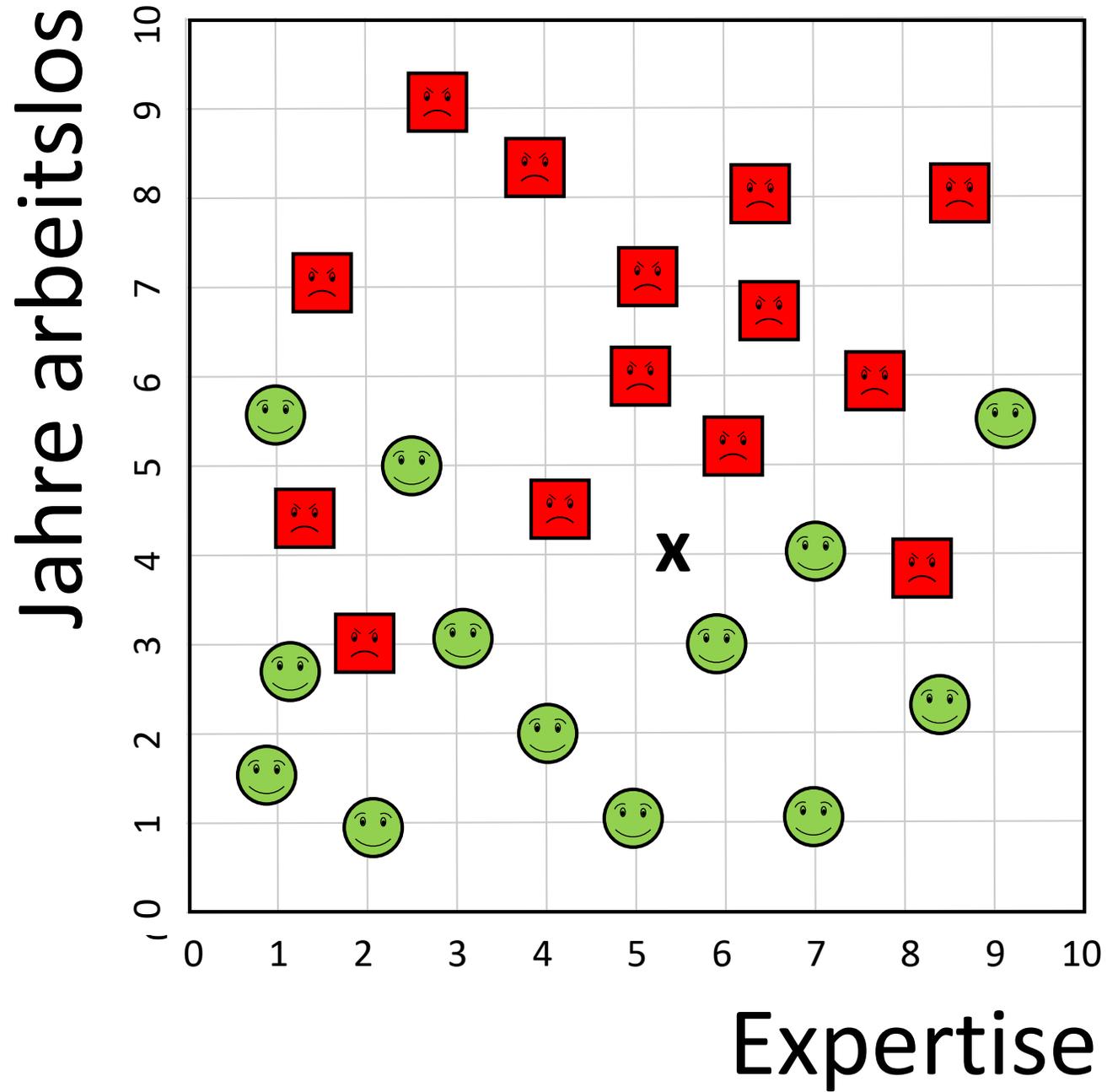


-  Weniger erfolgreiche Arbeitnehmer:innen
-  Erfolgreiche Arbeitnehmer:innen

Bewerten Sie Frau Müller:

5.5 Jahre Erfahrung

4 Jahre arbeitslos

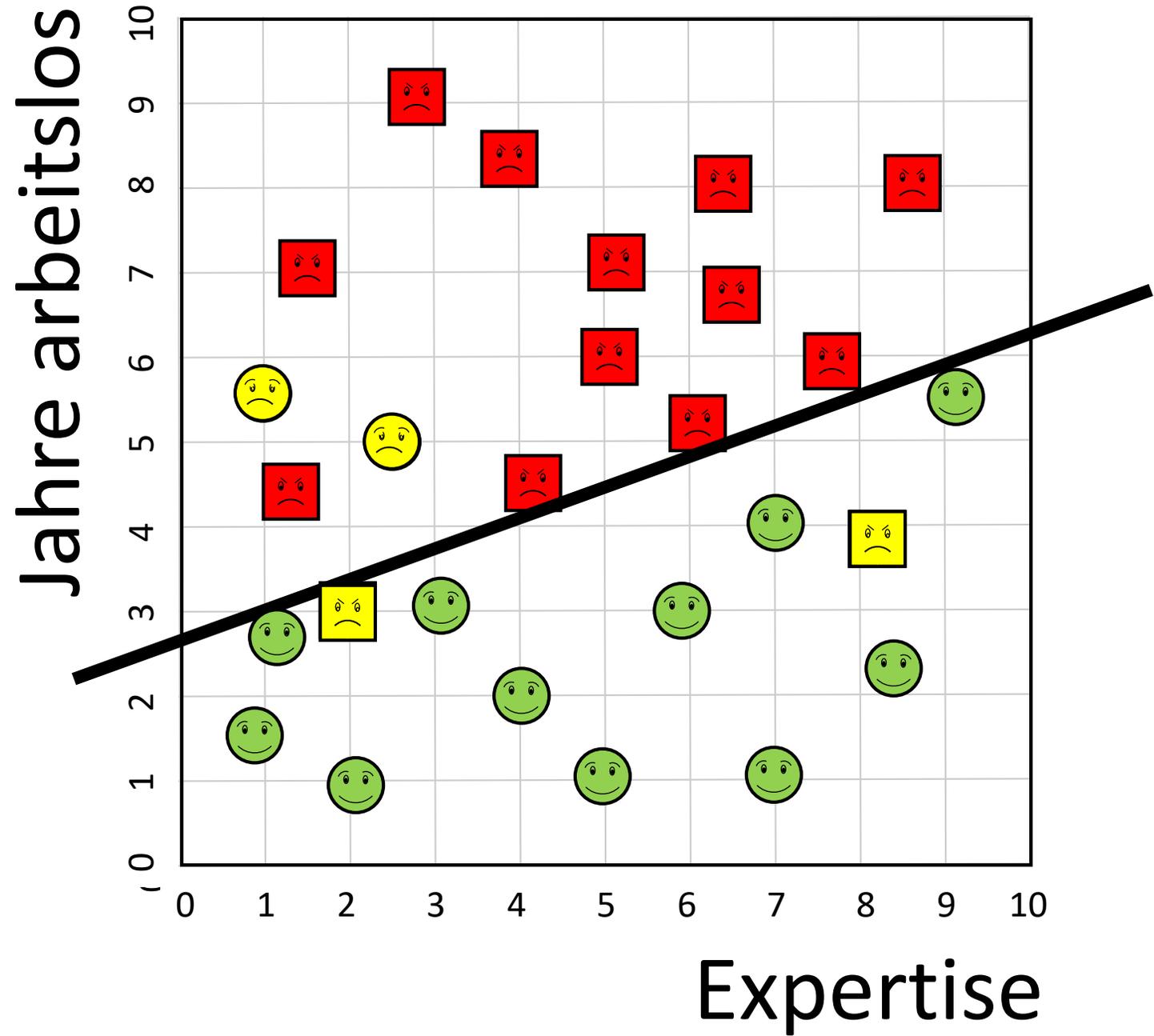


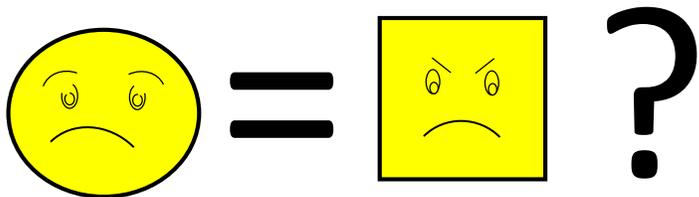


Weniger erfolgreiche Arbeitnehmer:innen

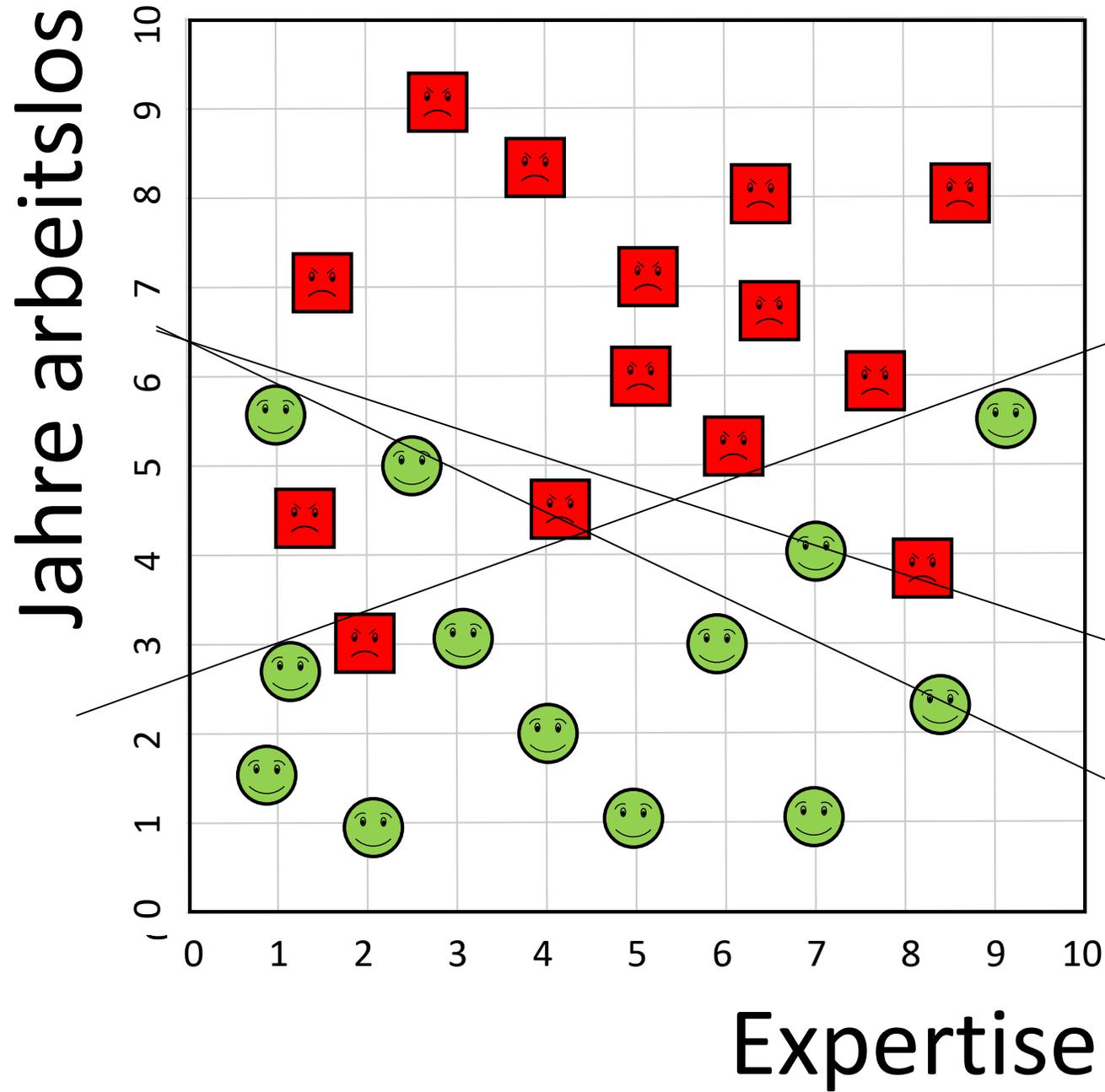


Erfolgreiche Arbeitnehmer:innen





-  Weniger erfolgreiche Arbeitnehmer:innen
-  Erfolgreiche Arbeitnehmer:innen



„Wir können es uns nicht leisten  
**erfolgreiche**  
Arbeitnehmer:innen  
zu **übersehen!**“

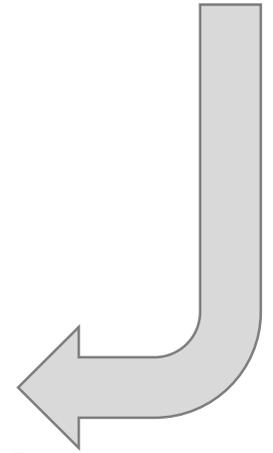
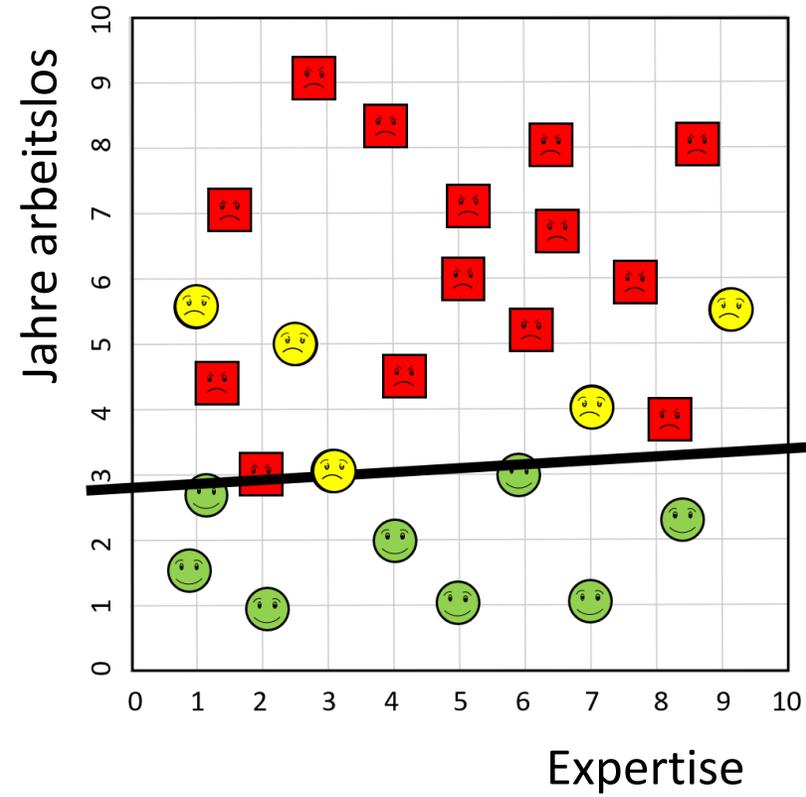
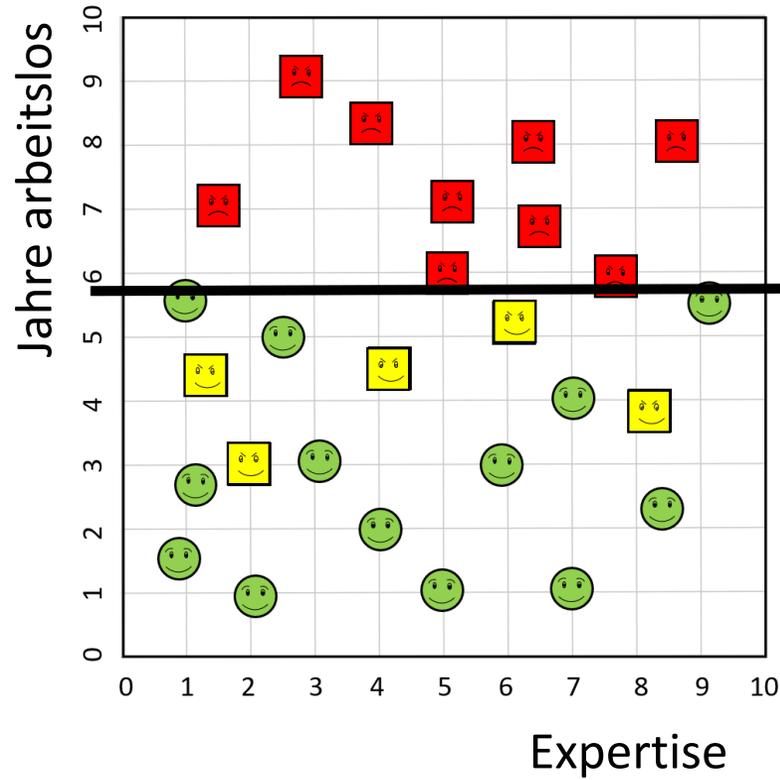
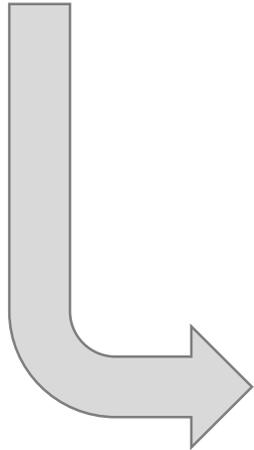


Weniger erfolgreiche  
Arbeitnehmer:innen



Erfolgreiche Arbeit-  
nehmer:innen

„Wir können es uns nicht leisten,  
**weniger erfolgreiche**  
Arbeitnehmer:innen  
 **einzustellen!**“





Warum Betriebsräte hier  
mitbestimmen müssen!

# Qualität von ADM Systemen

1. **Wer entscheidet, wann ein ADM System „gut“ ist? Wer, wann es „fair“ ist?**



## Algorithmen...

- ... basieren auf Korrelationen von Eigenschaften mit gewünschtem Verhalten.
- **Quasi algorithmisch legitimierte Vorurteile:**
  - Zu 70% erfolgreich heißt:
  - Von 100 Personen, die „genau so sind wie dieser Mensch“, sind 70 nachher erfolgreich.

```
is},a(window).on( load...
e strict";function b(b){return this.each(function(){var d
ction(b){this.element=a(b)};c.VERSION="3.3.7",c.TRANSITION_D
.data("target");if(d||(d=b.attr("href"),d=d&&d.replace(/.*(?
ide.bs.tab",{relatedTarget:b[0]}),g=a.Event("show.bs.tab",{r
ar h=a(d);this.activate(b.closest("li"),c),this.activate(h,h
.bs.tab",relatedTarget:e[0]}))}}},c.prototype.activate=fun
Class("active").end().find('[data-toggle="tab"]').attr("ar
b[0].offsetWidth,b.addClass("in"):b.removeClass("fade"),l
="tab"]').attr("aria-expanded",!0),e&&e()}var g=d.find(">
e").length);g.length&&h?g.one("bsTransitionEnd",f).emula
tab=b,a.fn.tab.Constructor=c,a.fn.tab.noConflict=functionio
"click.bs.tab.data-api",[data-toggle="tab"],e).on("
return this.each(function(){var d=a(this),e=d.data(
function(b,d){this.options=a.extend({},c.DEFAULTS,c
,this)).on("click.bs.affix.data-api",a.proxy(thi
is.checkPosition());c.VERSION="3.3.7",c.RESET=
his.$target.scrollTop(),f=this.$element.offset
l=c?!(e+this.unpin<=f.top)&&"bottom":!(e+
bottom"},c.prototype.getPinnedOffset=fu
get.scrollTop(),b=this.$element.of
this.checkPosition,this) 1))
```

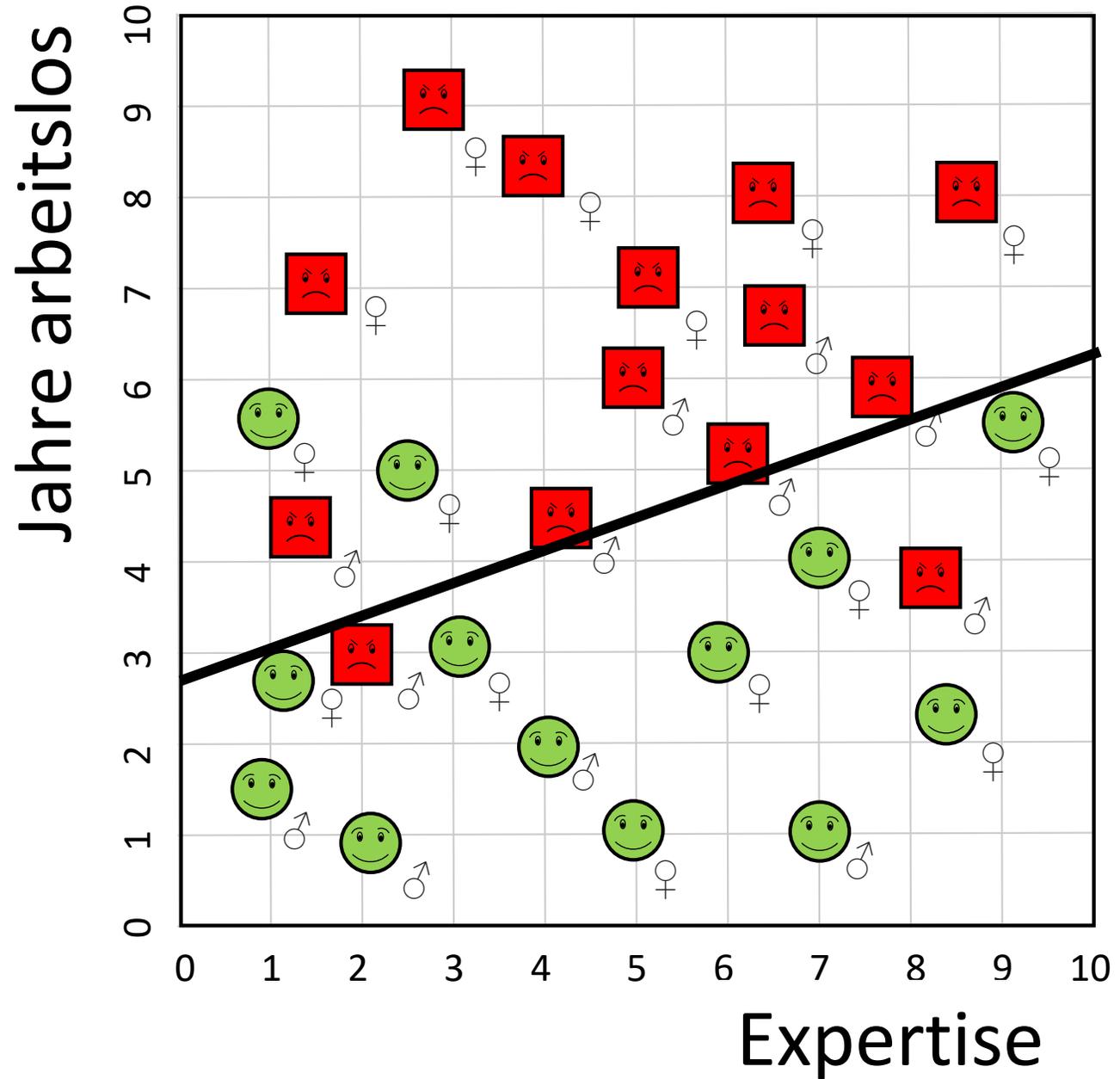
# Qualität von ADM Systemen

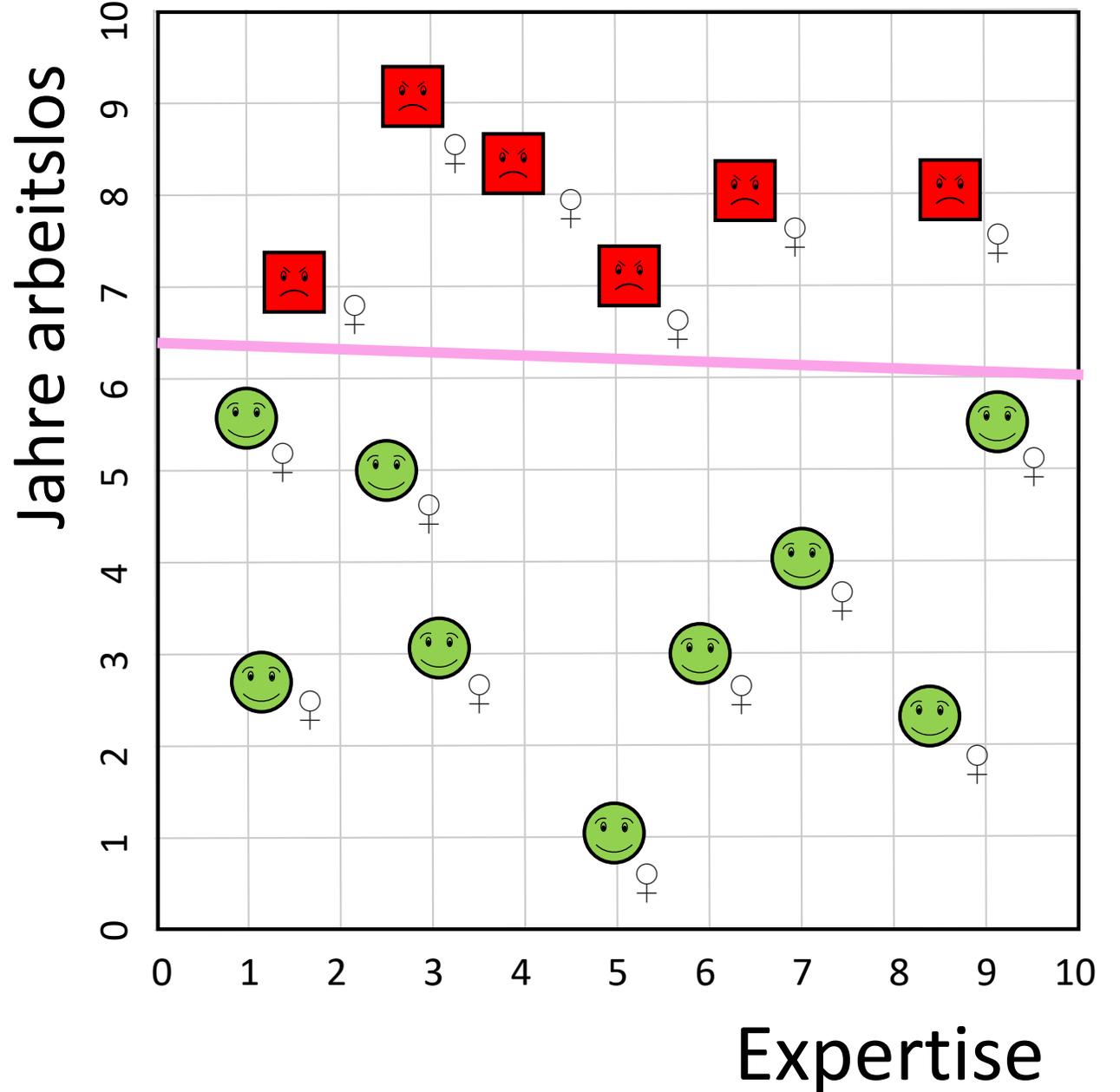
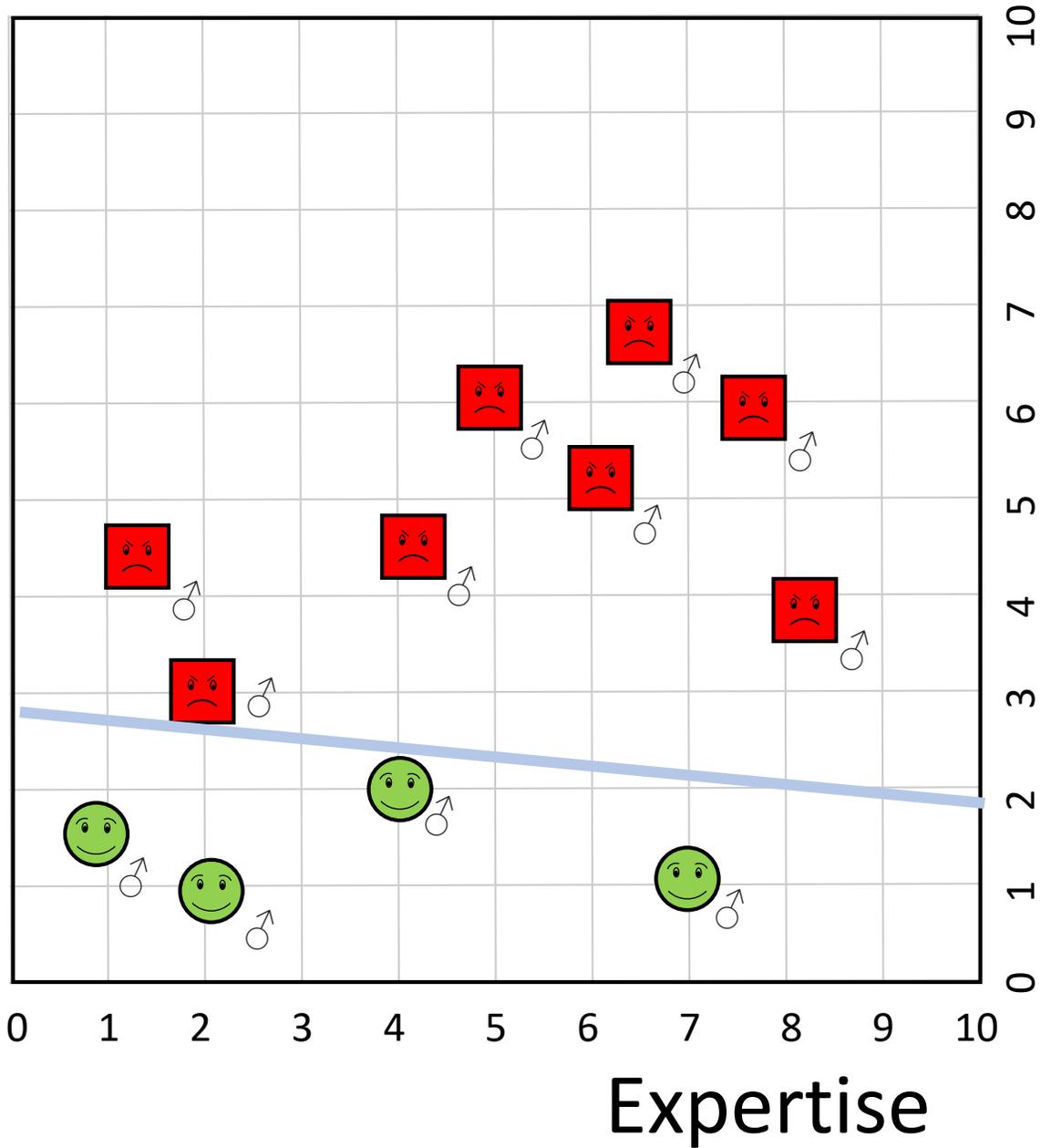
1. Wer entscheidet, wann ein ADM System „gut“ ist? Wer, wann es „fair“ ist?
2. **ADM Systeme ergeben nur Wahrscheinlichkeiten, keine Wahrheiten.**



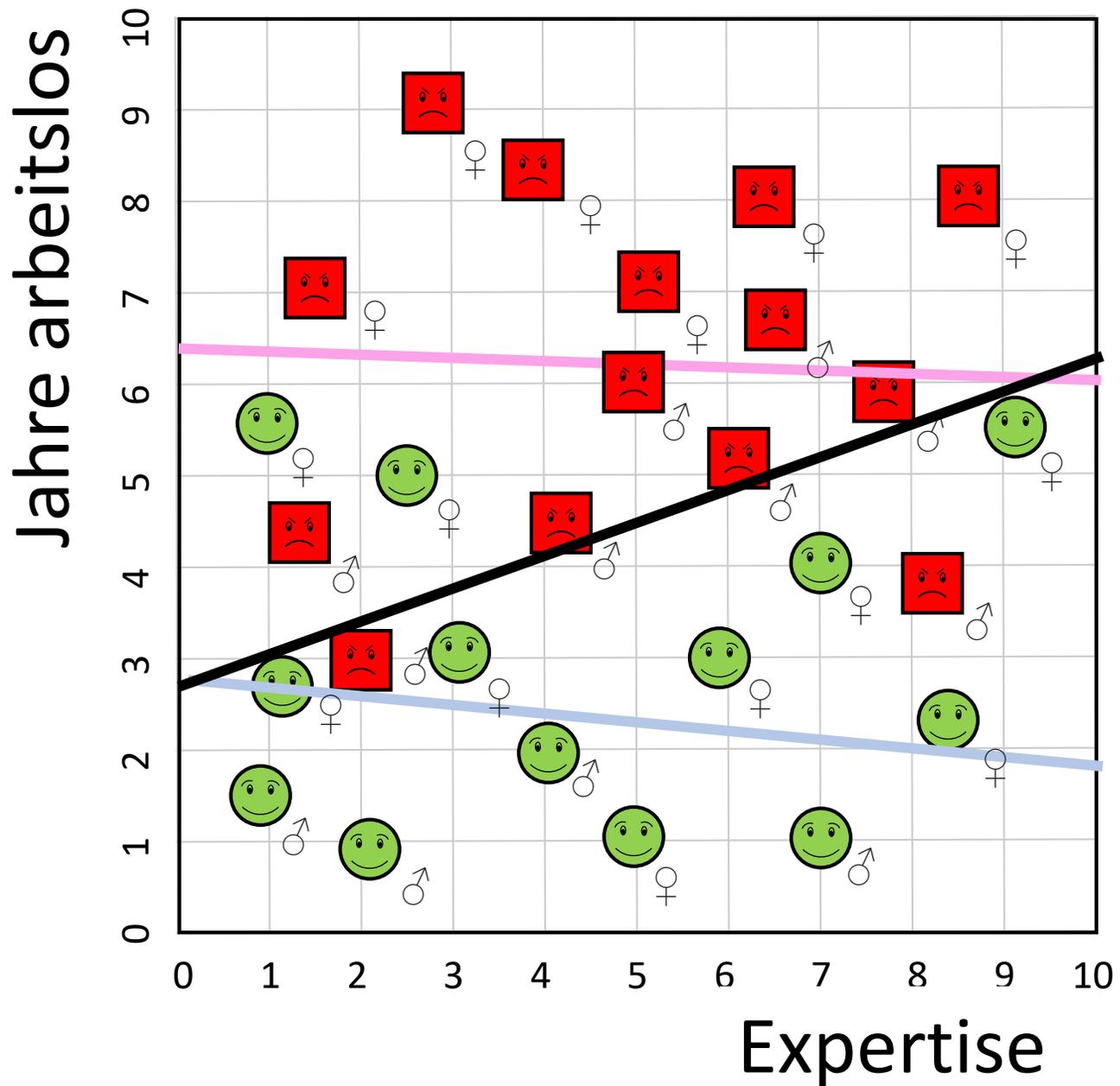
# Daten- grundlage

-  Weniger erfolgreiche Arbeitnehmer:innen
-  Erfolgreiche Arbeitnehmer:innen





Effekt:  
Wir diskriminieren!



## Beobachtung

Eine geschützte Information kann wichtig sein,  
um bessere Entscheidungen zu treffen.

**Diskriminierung wird nicht per se dadurch  
vermieden, dass die sensitive Information  
vorenthalten wird.**

# Qualität von ADM Systemen

1. Wer entscheidet, wann ein ADM System „gut“ ist? Wer, wann es „fair“ ist?
2. ADM Systeme ergeben nur Wahrscheinlichkeiten, keine Wahrheiten.
3. **ADM Systeme können diskriminieren.**





## Sozio-informatische Gesamtanalyse



Sozio-informatische  
Betrachtungsweise

---

- Software schafft neue Anreize für menschliche Akteure.
- Diese reagieren auf die Anreize und wirken auf die Software ein.

## Probleme der Einbettung des ADM in den sozialen Prozess

- **Aufmerksamkeitsökonomie** von Entscheiderinnen und Entscheidern.
- „**Best practice**“ erfordert Nutzung der Software.
- **Delegation von Verantwortung!**
- Manchmal kann ein falsch Beurteiler **die Vorhersage prinzipiell nicht entkräften!**
  - Z.B. abgelehnte Bewerberin

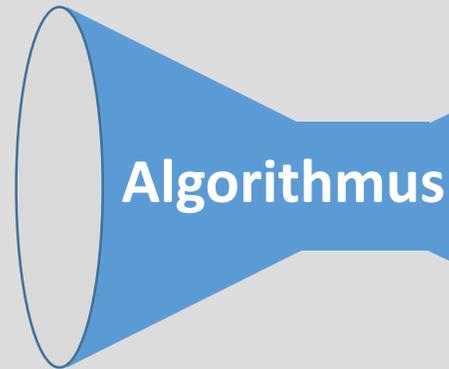


Algorithmische  
Entscheidungssysteme  
(ADM Systeme)

Bewertete

Nutzer des  
ADM Systems

Daten



Soziales System

Scoring-Verfahren

Klasse 1

oder

Klasse 2

Klasse 3

# Qualität von ADM Systemen

1. Wer entscheidet, wann ein ADM System „gut“ ist? Wer, wann es „fair“ ist?
2. ADM Systeme ergeben nur Wahrscheinlichkeiten, keine Wahrheiten.
3. ADM Systeme können diskriminieren.
4. **ADM Systeme bedürfen einer sozio-informatischen Gesamtanalyse.**

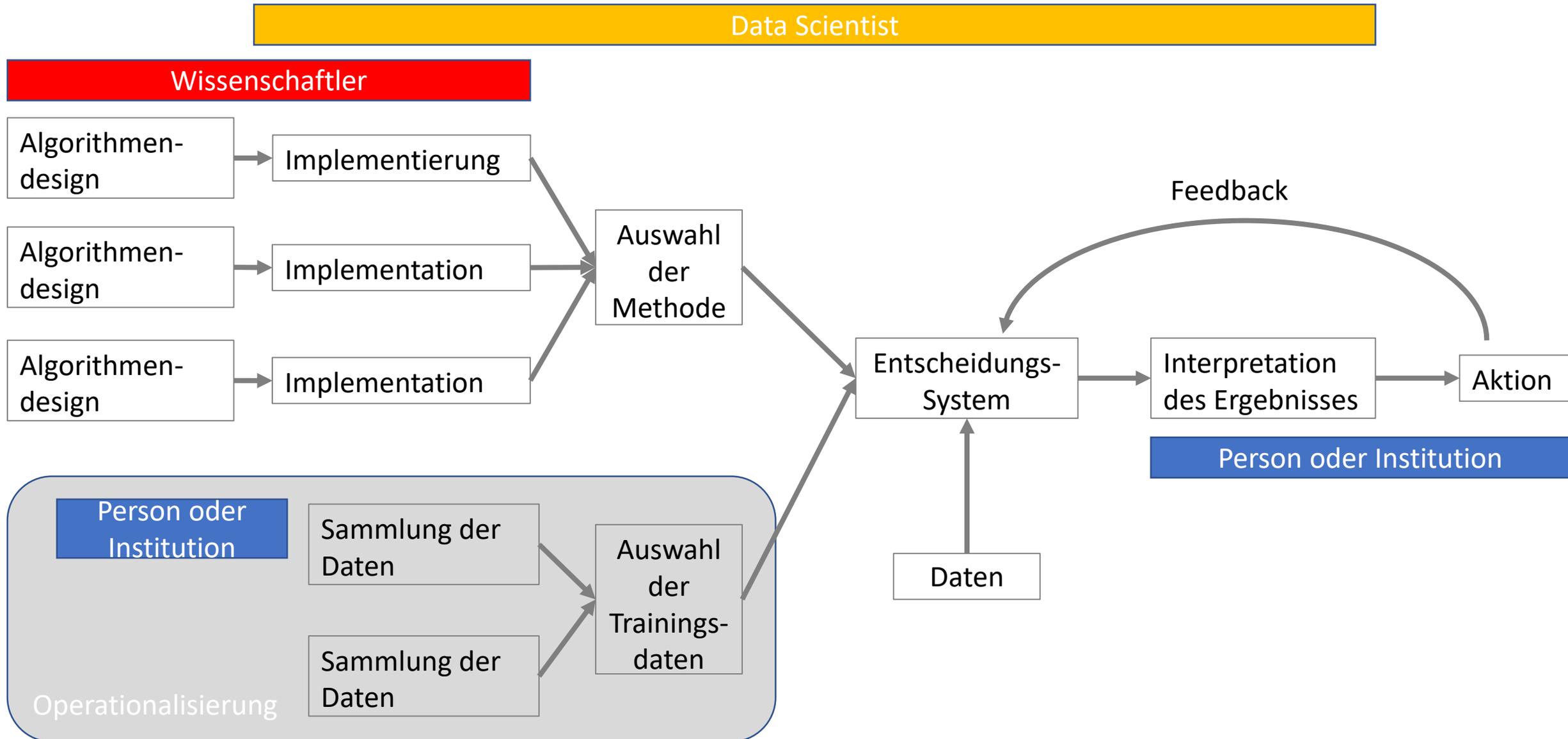


# Wie gut sind die Robo-Richter?

- Ganz schön schlecht: COMPAS
  - Hochrisiko-Kategorie:
    - Gewöhnliche Kriminaltaten: nur zu 50% richtig!
    - Schwere Straftaten: nur zu 20% richtig!
- Ein amerikanisches Terroristenidentifikationssystem tönt:
  - „Nur 0.008% falsch Positive!“
  - Bei 55 Millionen Einwohner sind das 4.400 Unschuldige, um wenige Hundert zu identifizieren.
  - Von den „Hochrisikopersonen“ also vermutlich unter 20%!
- Im medizinischen Bereich teilweise besser als Doktoren!



# Lange Kette der Verantwortlichkeiten



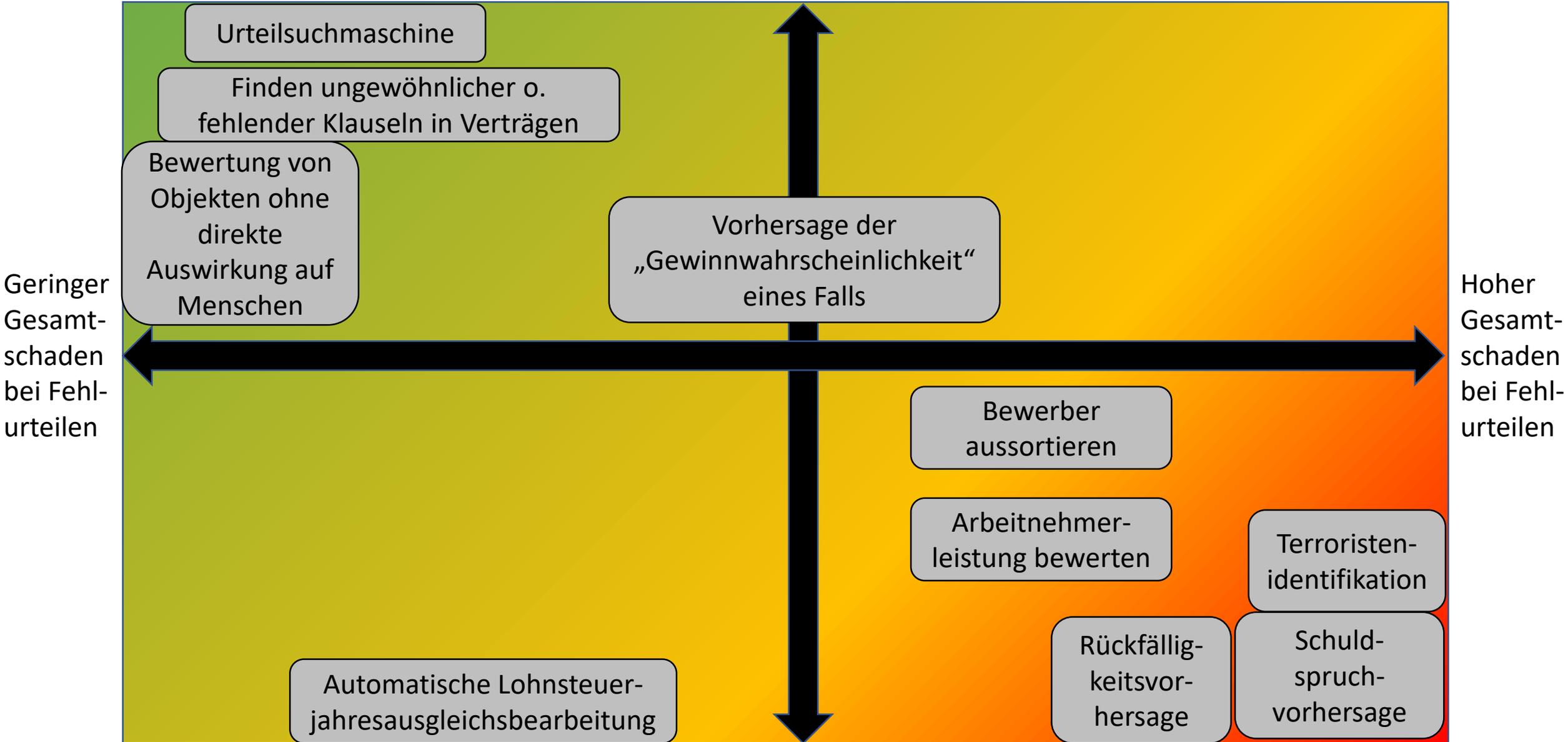
# Wie bewerten bezüglich der Regulierungsnotwendigkeit?

## 1. Schadenstiefe

$$\Sigma \quad \text{Schaden für Individuum(Fehlurteil)} \\ + \text{Schaden für Gesellschaft(Fehlurteil)}$$

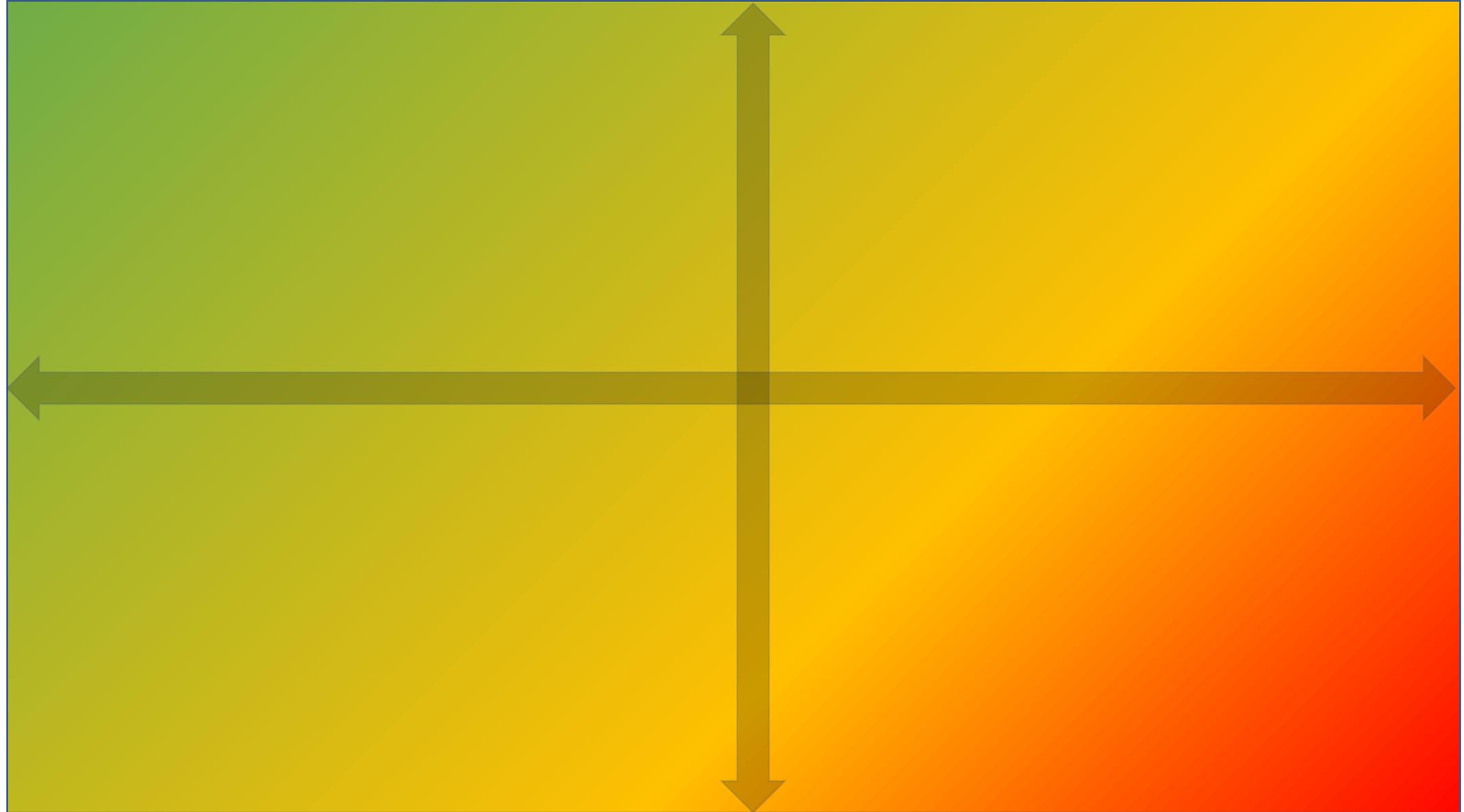
## 2. Anbietervielfzahl und Wechselmöglichkeit

Viele Anbieter,  
einfacher Wechsel



Monopol

Viele Anbieter,  
einfacher Wechsel



Monopol

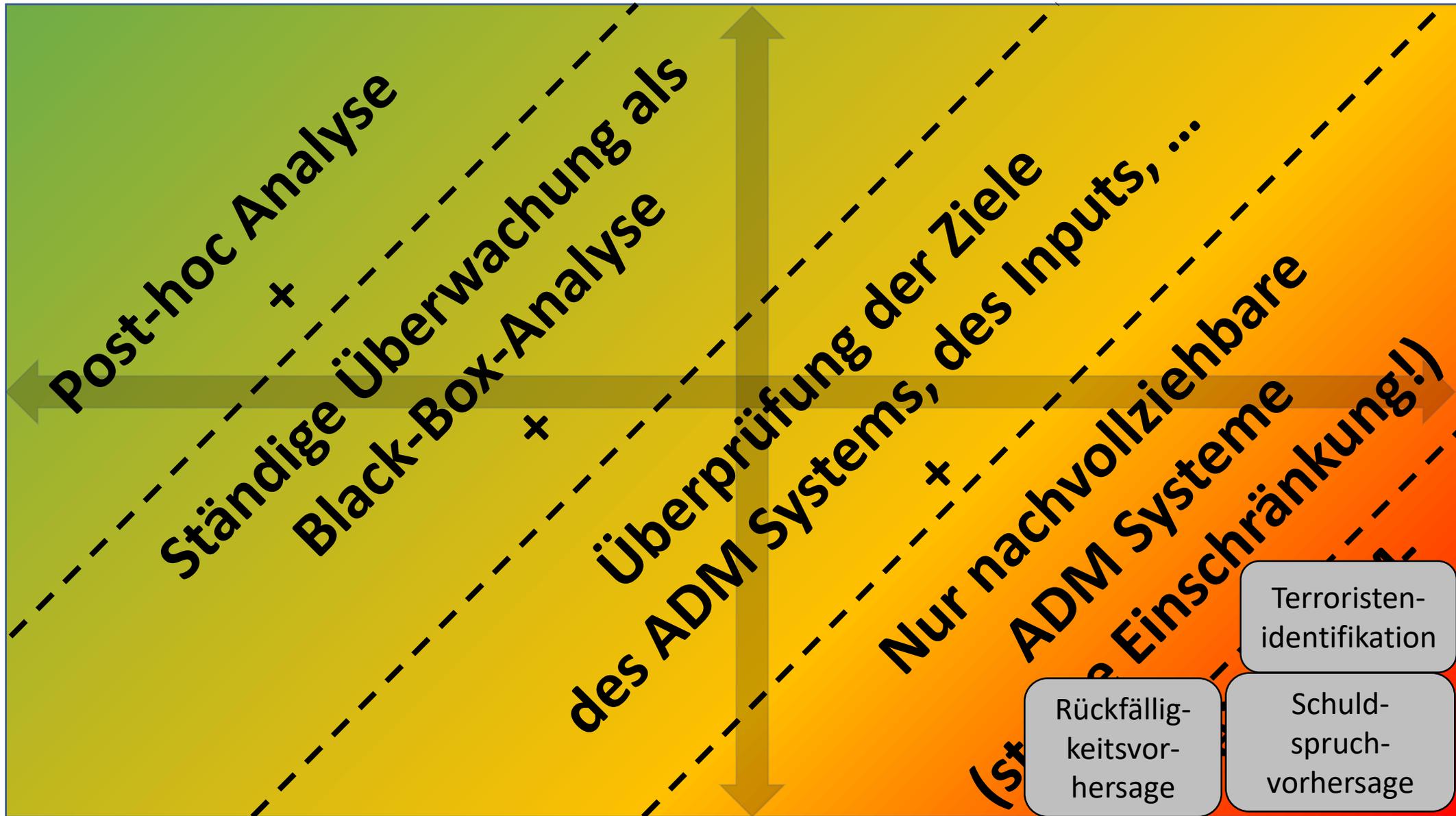
Geringer  
Gesamt-  
schaden  
bei Fehl-  
urteilen

Hoher  
Gesamt-  
schaden  
bei Fehl-  
urteilen

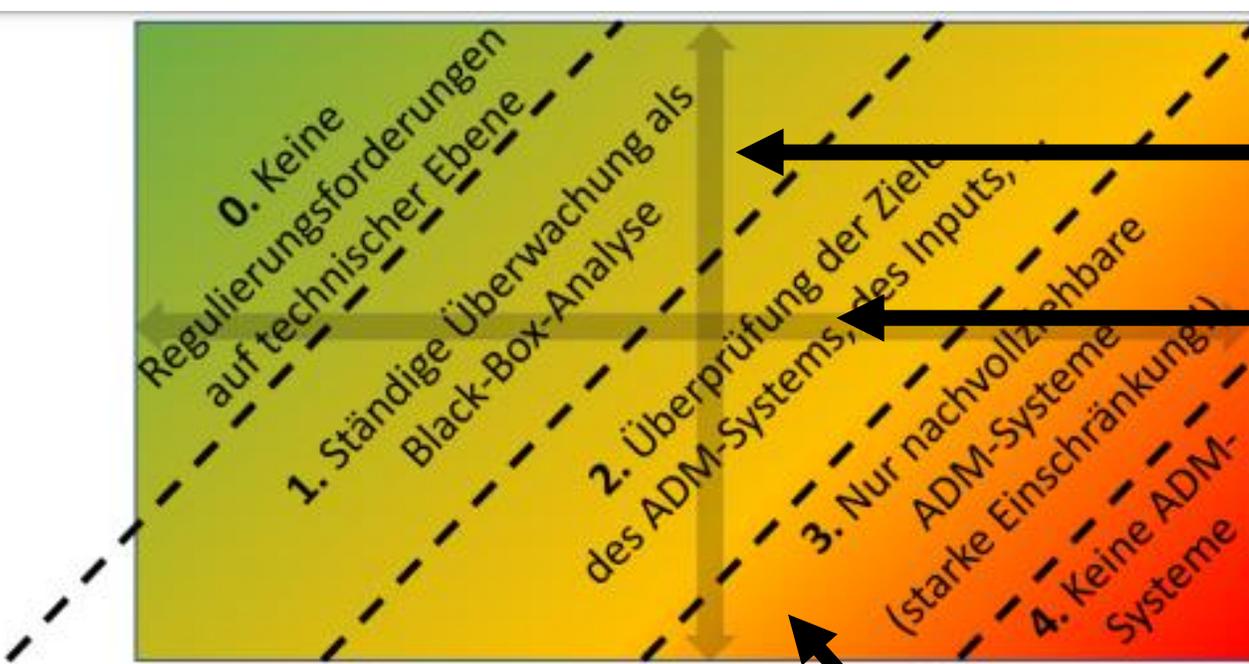
Viele Anbieter,  
einfacher Wechsel

Geringer  
Gesamt-  
schaden  
bei Fehl-  
urteilen

Hoher  
Gesamt-  
schaden  
bei Fehl-  
urteilen



Monopol



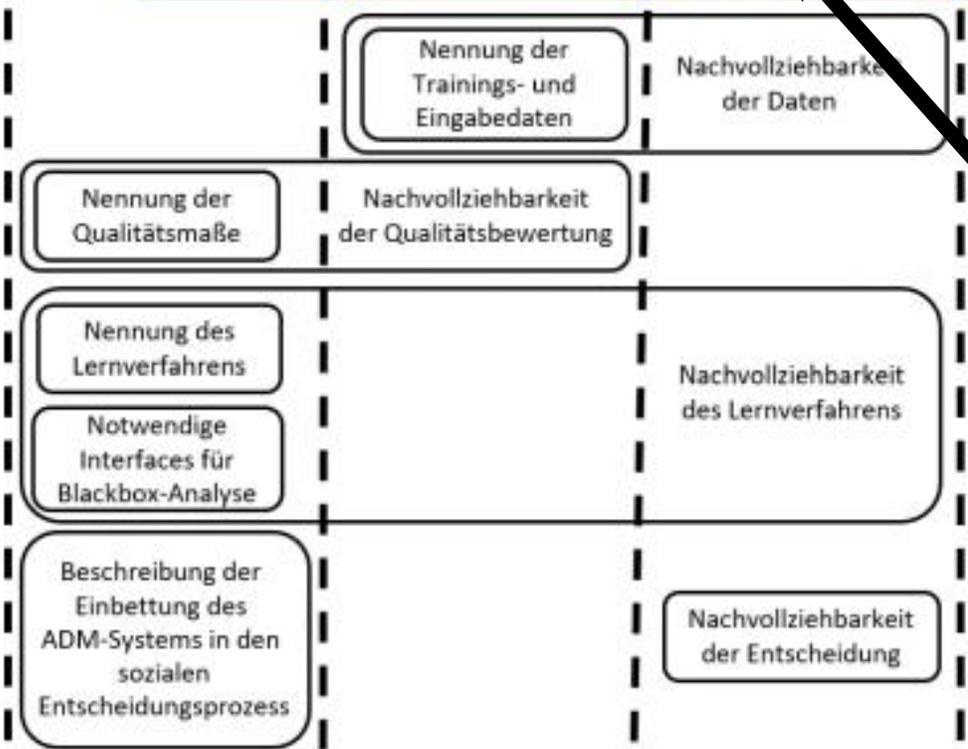
Analyse auf Diskriminierung

Krafft & Zweig (2019) fordern:

- Nennung der Art der Inputdaten
- Nachvollziehbarkeit Qualität (Fairness)

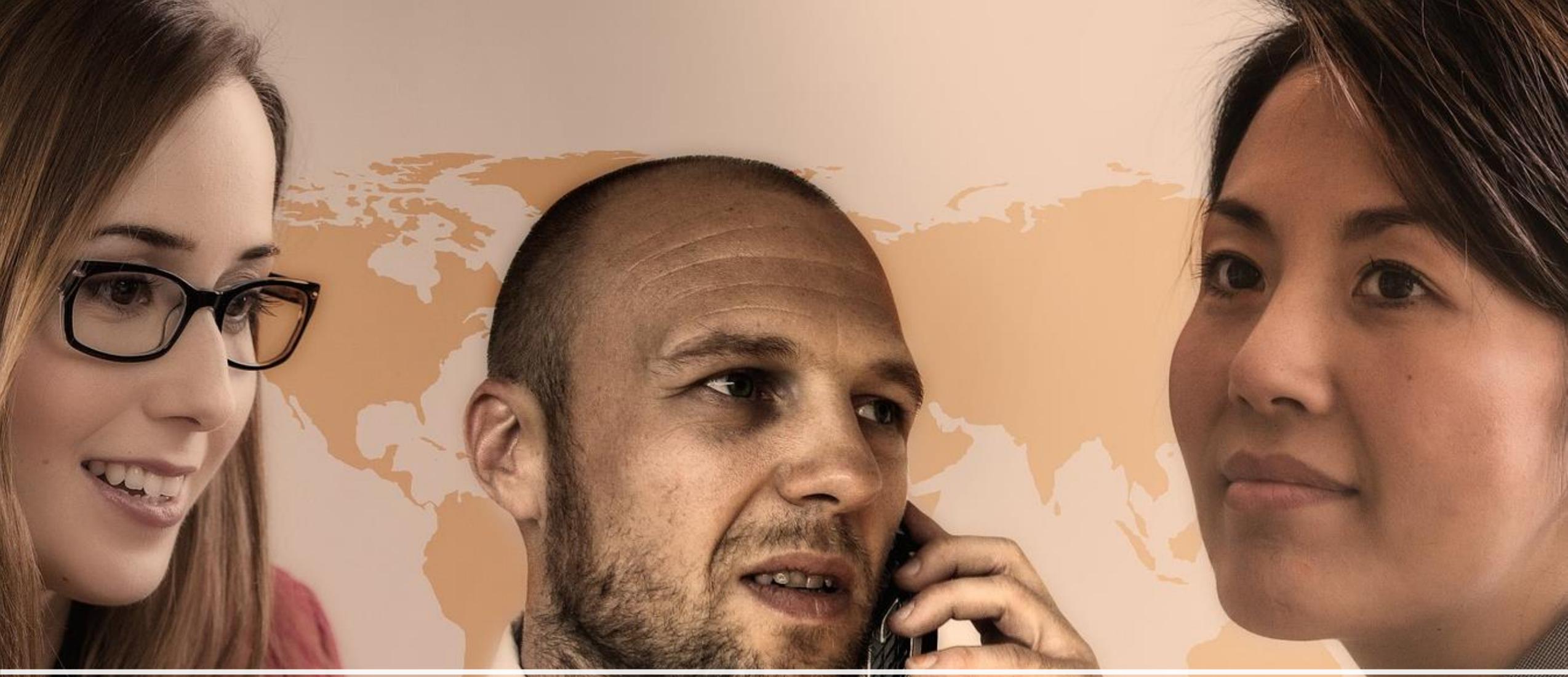
Holl, Kernbeiß & Wagner-Pinter fordern [9]:

- Nur Daten mit Kausalzusammenhang zu gewünschter Vorhersage.
- Daten müssen für Betroffene(n) leicht änderbar und löschar sein.
- Daten sind höchstens ein paar Jahre alt.



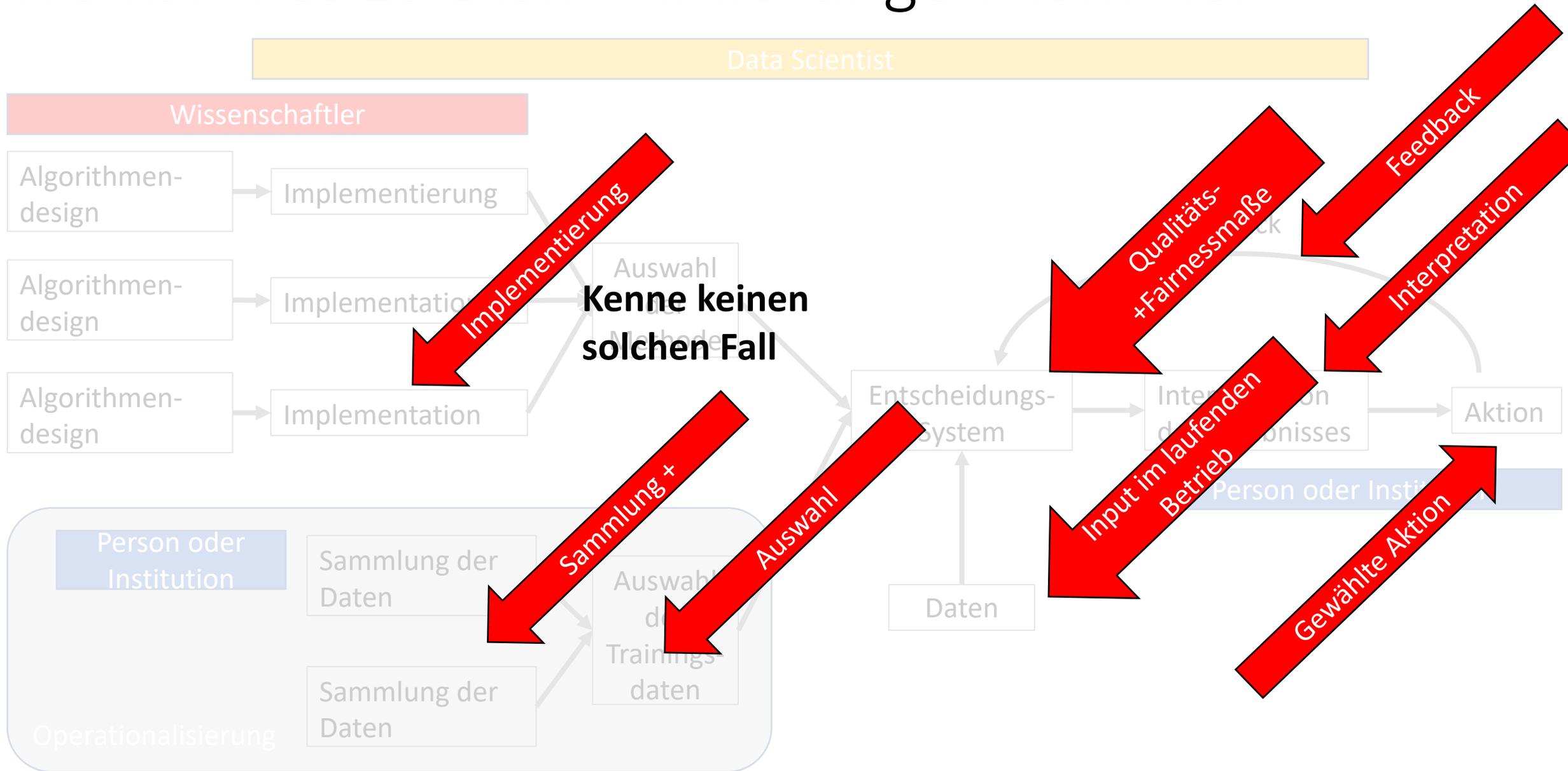
Krafft & Zweig (2019) fordern:

- Güte der Daten von außen nachvollziehbar
- Lernverfahren nachvollziehbar (Welche Methode, welche Tuningparameter?)
- Nur nachvollziehbare statistische Modelle (z.B. kein NN)



Diskriminierung durch algorithmische Entscheidungssysteme

# Wo kann es zu Diskriminierungen kommen?



## Daten: Diskriminierung durch ...

- Unvollständigkeit: betrifft oft Minderheiten, Frauen, Frauen aus Minderheiten [1,2,3].
- Vorhandener Bias in den Daten [6].
- Imbalanciertes Datenset bezüglich Volksgruppen [3,5].
- Diskriminierung durch **Eliminierung von** sensitiven Eigenschaften vor dem Lernen.



## Datengrundlage: Was kann man tun?

- Auf vorhandenen Bias untersuchen.
- Auf Vollständigkeit und Balanciertheit untersuchen.
  - Vervollständigen und Ausgleichen.
- Lernen mit und ohne sensitive Eigenschaften im Vergleich.



## Diskriminierung durch Interpretation + Aktion: Ergebnis von Mensch und Maschine

- Vorherigen Bias durch Menschen untersuchen.
- Maschinelles Resultat auf Bias untersuchen.
- Mensch + Maschine auf Bias untersuchen.
- Differenzierte Abwägung leisten, wenn Maschine oder Mensch + Maschine bessere Urteile fällt.

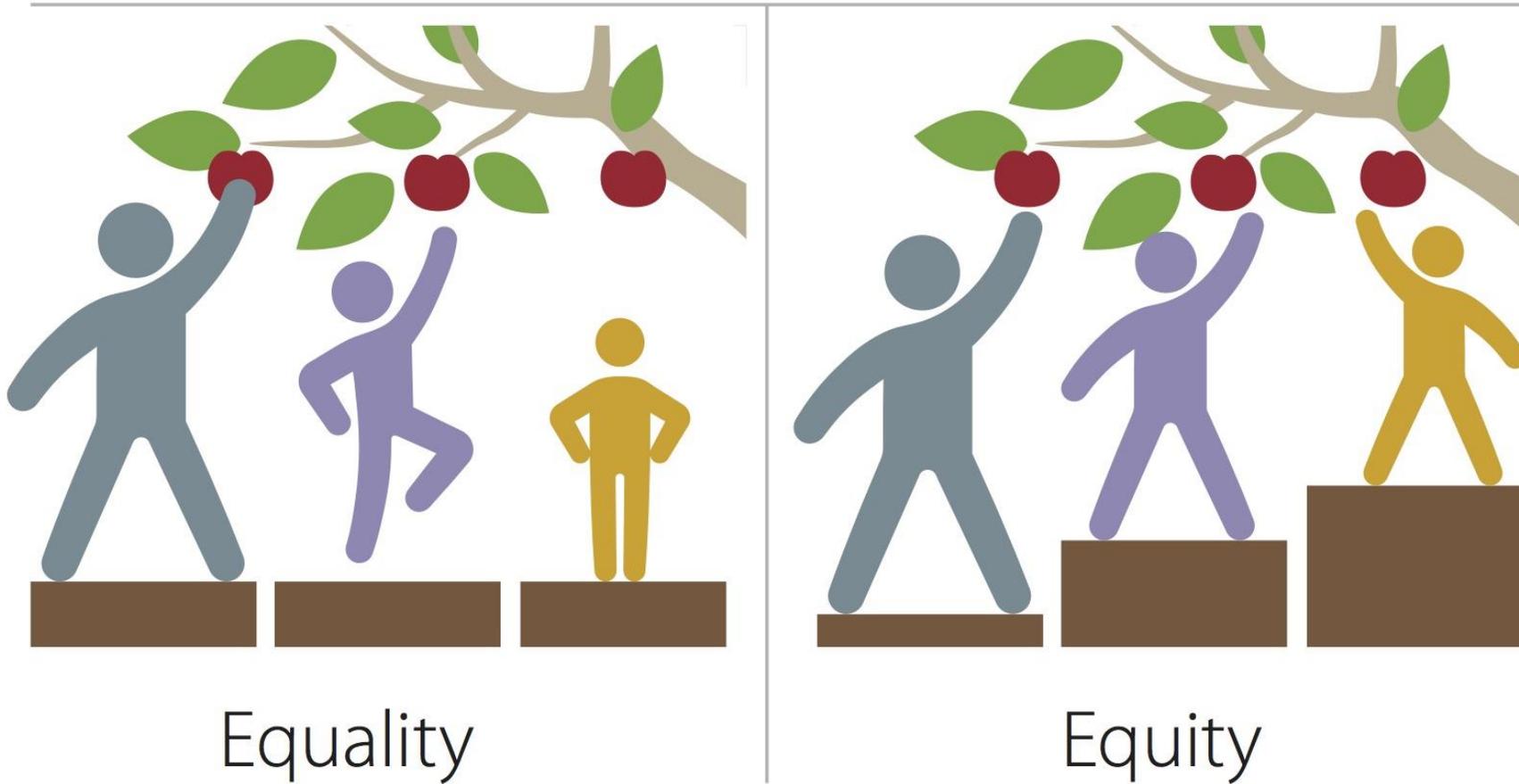


# Hinweis 1: American Civil Liberty Union

- ACLU fordert 2011 Risk Assessment in allen Phasen [7].
- Hoffte auf objektivere Entscheidungen.
- Unterschreibt 2018 Forderung, dass pre-trial kein Risk Assessment mehr eingesetzt wird [8]:
  - Sieht mehr Nachteile als Vorteile.



# Hinweis 2: Eine(r) verliert immer



By: MPCA Photos

<https://www.flickr.com/photos/mpcaphotos/31655988501>

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/2.0/>

# Hinweis 3: Diskriminierung hängt von der genauen Umsetzung ab

>66% zugewiesene Wahrscheinlichkeit, Zielkriterium 1 zu erfüllen.	ALLE ANDEREN	< 25% zugewiesene Wahrscheinlichkeit Zielkriterium 3 zu erfüllen
---	--------------	--

- AMS-Algorithmus
- Teilt Arbeitslose in 3 Klassen ein:
  - Hohe Integrationschancen – keine weiteren Maßnahmen nötig.
  - Mittlere Integrationschancen – mit Maßnahmen
  - Niedrige Integrationschancen – Maßnahmen nicht sinnvoll.
- Weist Älteren (> 50), Frauen, Pflegenden höheres Risiko zu.
- **Diskriminierung?**
- **Kommt auf Umsetzung an!**

# Transparenz

- Dokumentation des AMS-Algorithmus ist Blaupause für Transparenz:
- Daten
- Methode
- Qualitätstests:
  - Ca. 80% der Entscheidungen über die 1. und ca. 80% der Entscheidungen über die 3. Gruppe sind korrekt.



## Sozialverträglichkeitsregeln hinter dem AMS-System

- Ergebnis des Algorithmus nur unterstützend einsetzen.
- Ergebnis muss im Dialog mit Betroffenen besprochen werden.
- Trainingsdaten nicht älter als 4 Jahre – das System muss vergessen können.



# Qualität von ADM Systemen

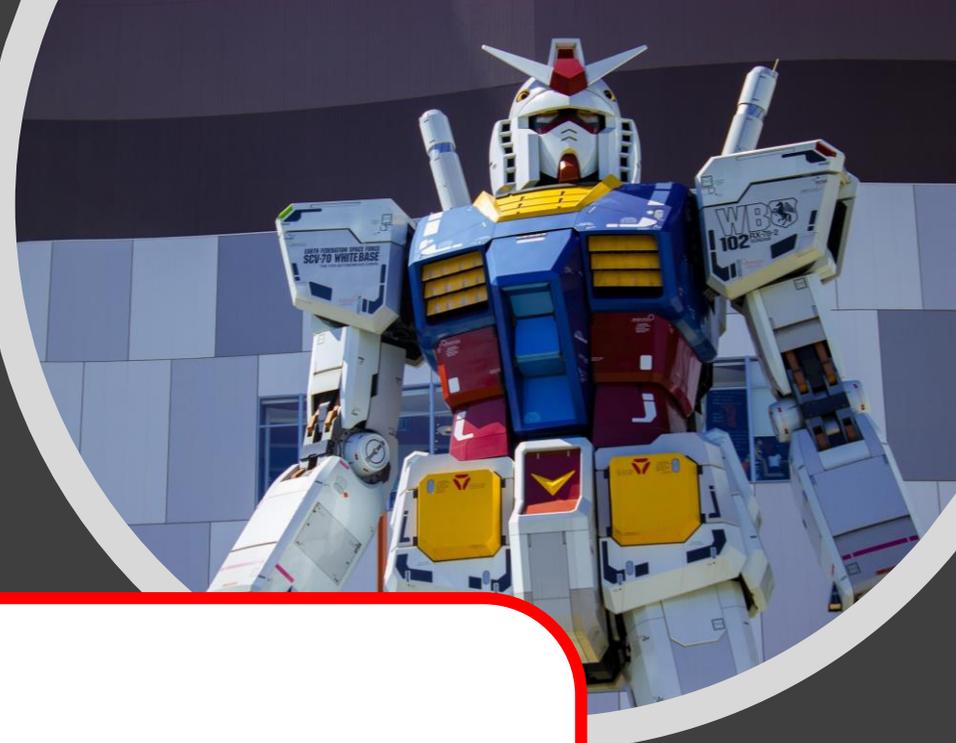
1. Wer entscheidet, wann ein ADM System „gut“ ist? Wer, wann es „fair“ ist?
2. ADM Systeme ergeben nur Wahrscheinlichkeiten, keine Wahrheiten.
3. ADM Systeme können diskriminieren.
4. ADM Systeme bedürfen einer sozio-informatischen Gesamtanalyse.



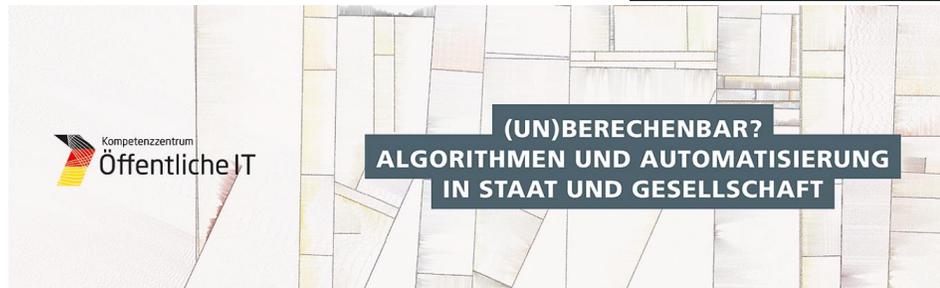
**Das kann nur mit  
Betriebsrat gelingen!**

Die zwei Ängste

**Keine Macht den  
dichtenden Robo-Richtern!**



# Eigene Arbeiten



[Zweig, Fischer & Lischka, 2018] Studie für die Bertelsmann-Stiftung: Zweig, Fischer & Lischka: „[Wo Maschinen irren können](#)“ (Serie AlgoEthik, No. 4, 2018)

[Zwei Kapitel im Sammelband \(Un\)Berechenbar?](#) des Fraunhofer FOKUS, Kompetenzzentrum ÖFIT, 2018

[Zweig & Krafft, 2018a] Zweig & Krafft: „Fairness und Qualität algorithmischer Entscheidungen“

[Krafft & Zweig, 2018b] Krafft & Zweig: „[Wie Gesellschaft algorithmischen Entscheidungen auf den Zahn fühlen kann](#)“

[Zweig, 2019] Studie für die Konrad-Adenauer-Stiftung „Algorithmische Entscheidungen, Zweig: „Transparenz und Kontrolle von algorithmischen Entscheidungssystemen“, 2019, <https://www.kas.de/analysen-und-argumente/detail/-/content/algorithmische-entscheidungen-transparenz-und-kontrolle>

[Krafft & Zweig, 2019] Krafft & Zweig: „Transparenz und Nachvollziehbarkeit algorithmenbasierter Entscheidungsprozesse“, Studie für die VZBV, 2019, [https://www.vzbv.de/sites/default/files/downloads/2019/05/02/19-05-02\\_vzbv\\_positionspapier\\_algorithmenkontrolle.pdf](https://www.vzbv.de/sites/default/files/downloads/2019/05/02/19-05-02_vzbv_positionspapier_algorithmenkontrolle.pdf)

Ab Herbst:



# Referenzen

- (1) Criado-Perez: „Invisible Women“, Chatto & Windus, 2019
- (2) Joy Buolamwini & Timnit Gebru: „Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification“, Proceedings of Machine Learning Research 81:1-15, 2018, <http://proceedings.mlr.press/v81/buolamwini18a/buolamwini18a.pdf>
- (3) Project Gendershades: <https://www.media.mit.edu/projects/gender-shades/overview/>
- (4) Joy Buolamwini: „Gender Shades: Intersectional Phenotypic and Demographic Evaluation of Face Datasets and Gender Classifiers“, Master Thesis, MIT, 2017
- (5) Evaluierung eines binären Klassifikators, [https://de.wikipedia.org/wiki/Beurteilung\\_eines\\_bin%C3%A4ren\\_Klassifikators#Wahrheitsmatrix:\\_Richtige\\_und\\_falsche\\_Klassifikationen](https://de.wikipedia.org/wiki/Beurteilung_eines_bin%C3%A4ren_Klassifikators#Wahrheitsmatrix:_Richtige_und_falsche_Klassifikationen)
- (6) Jeffrey Dastin: „Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women“, Reuters, 10.10.2018, <https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight/amazon-scrap-secret-ai-recruiting-tool-that-showed-bias-against-women-idUSKCN1MK08G>
- (7) American Civil Liberty Union: "Smart Reform is Possible", August 2011, <https://www.aclu.org/files/assets/smartreformimpossible.pdf>, zuletzt abgerufen am 30.5.2019
- (8) <https://civilrights.org/2018/07/30/more-than-100-civil-rights-digital-justice-and-community-based-organizations-raise-concerns-about-pretrial-risk-assessment/>, zuletzt abgerufen am 20.4.2019.
- (9) Holl, Kernbeiß, Wagner-Pinter: „Personenbezogene Wahrscheinlichkeitsaussagen (»Algorithmen«) - Stichworte zur Sozialverträglichkeit, 2019

# Kontakt

Prof. Dr. Katharina A. Zweig  
Algorithm Accountability Lab  
Gottlieb-Daimler-Str. 48  
67663 Kaiserslautern

[aalab.informatik.uni-kl.de](http://aalab.informatik.uni-kl.de)

[zweig@cs.uni-kl.de](mailto:zweig@cs.uni-kl.de)

@nettwerkerin bei Twitter

