

Pre-Registration

Introduction

Nowadays, organizations and businesses adopt artificial intelligence (AI) systems in various different application domains, such as product recommendations (Dias et al., 2008), breast cancer detection (McKinney et al., 2020), predictive maintenance (Paolanti et al., 2018), or credit-risk assessment (Khandani et al., 2010). The motivation for firms to adopt AI systems is straightforward: It fosters value creation (Müller et al., 2018). Consider the example of an online retail-business using an AI-based recommender system to personalize product offers according to consumers' data. Assuming the recommender system correctly predicts the consumers' preferences, personalized product offers should increase their relevance for the respective consumers and thus contribute to higher purchase rates (Dias et al., 2008). In addition, contemporary AI systems are highly scalable (Korteling et al., 2021). Expanding the application scale of AI systems is associated with disproportionately low costs, and is far cheaper than human resources. AI systems do not only create business value for organizations, but may also benefit consumers: For instance, AI-based chatbots increase customer experiences (Blöcher and Alt, 2021) and recommender systems facilitate consumers' search for products (Pathak et al., 2010).

Such benefits can only materialize when consumers accept and use AI systems (Hu and Pu, 2009). However, the deployment of AI systems is associated with various challenges, too often leading to resistance and aversion to algorithms (Puntoni et al., 2021; Smith et al., 2022). One of these challenges is the feeling of being misunderstood, when consumers question the accuracy and reliability of AI systems (Puntoni et al., 2021). Prior research indicates that allowing users to modify AI models and their outcomes is one effective means to reduce algorithm aversion (Dietvorst et al., 2018). In our work, we investigate how organizations may encounter algorithm aversion by involving the user into the prediction-making process. More precisely, we propose an approach where organizations allow users to select which information they pass to the AI system. In an experimental setting, we investigate the impact of this voluntary information disclosure on consumers' attitudes towards and the actual predictive performance of AI systems.

Most contemporary AI systems apply algorithms from the field of machine learning (ML) (Kühl et al., 2020). In a nutshell, ML algorithms predict the value of an unknown outcome variable based on previously learned patterns in historical data. This pattern recognition happens during the training process: By providing a ML algorithm with historical data for which the outcome variable is known, the algorithm learns the latent relationships between input variables (hereafter referred to as *features*) and the outcome variable. Training observations in the form of feature-label pairs are crucial for the performance of the ML model; sufficiently large and diverse training data is a prerequisite for accurate prediction models (Ying, 2019).

Nowadays, consumers become increasingly aware of the value and risks associated with their personal data and, thus, dislike being tracked for commercial purposes (Preibusch et al., 2013; Zimmer et al., 2010). One remedy is to give consumers explicit control over their information disclosure, i.e. consumers select which attributes they disclose to the AI system (Knijnenburg and Kobsa, 2013). Information disclosure is a well-studied concept within information systems research. For instance, existing works investigate the context dependency of information disclosure (John et al., 2011) and how organizations may foster consumers' tendency to disclose information voluntarily (Acquisti et al., 2012). However, to the best of our knowledge, there is no work empirically investigating the effects of voluntary information disclosure on consumers' attitudes towards and the actual predictive

performance of AI systems. In our work, we employ an experimental approach to quantify the effect of voluntary information disclosure on consumers' stated attitudes and perceptions towards AI systems, such as the emotional and cognitive trust or perceived accuracy. Furthermore, we investigate behavioral consequences: Does voluntary information disclosure enhance consumers' revealed AI appreciation?

In a second stage, we also investigate whether consumers' control over information disclosure may even improve the prediction performance of an ML model. Two considerations underlie this proposition: First, consumers' active decision to conceal an attribute represents implicit information in itself which a ML model could consider in the prediction process. Imagine a person intentionally concealing (for any possible reason) information about her age; on the one hand, that piece of information is lost, on the other hand, her concealment decision implies that this person feels discomfort with revealing her age. Provided that the intentional information concealment is encoded in the training data, the ML model can learn from it and, so we argue, improve in prediction accuracy. Second, if an individual considers specific attributes of her to mislead the AI system, concealing that information may improve the prediction performance as well. Imagine a 20 years old person searching for music with a preference for jazz-bands from the 1960s: Revealing the age of that person may mislead the AI towards incorrect predictions, as that consumer's specific preference is (most likely) atypical for her subpopulation.

Better understanding the effect of voluntary information disclosure is highly important for organizations and policy makers. If this mechanism indeed bears the potential to mitigate AI aversion and simultaneously improves prediction performance, organizations could consider this insight into the design of their AI-systems. Policy makers, on the other hand, should be aware of such effects and discuss means to protect consumers against involuntary disclosure of implicit information.

Experimental design

Overview

Studying the consequences of voluntary information disclosure for AI systems and consumers in a realistic field setting is hardly feasible for several reasons: First, implementing the concept of voluntary information disclosure without knowing the potential benefits and weaknesses of that mechanism constitutes a severe business risk to companies; for instance, it is unclear whether consumers rationally assess incentives to reveal or conceal features. Second, field experiments inherently involve the problem of confounding variables. For instance, consumers' perception of voluntary information disclosure may be distorted by the image of a firm. Third, a firm's willingness to adopt our mechanism may represent an endogenous variable itself: firms that face low acceptance rates of their AI systems may be more inclined to adopt our mechanism than firms with high acceptance rates. To overcome these problems, we developed an experimental setting in which participants may control which variables are submitted to an AI system whose predictions potentially influence the participants' payoff. In this experimental setting, participants may choose one binary lottery (Fellner and Maciejovsky, 2007) of a set of 200 binary lotteries which differ in terms of their risk level as well as objective goodness of the potential payoffs. Participants may leverage a pre-trained AI system, predicting the participants' risk attitudes, for preselecting a lottery subset which is aligned with the individual participants' risk attitudes. Participants in the treatment group further have the opportunity to select which attributes the AI system may process; in the following, we refer to this procedure as *decentralized feature selection*.

The basic procedure of the experiment is the following: In stage 1, before informing the participants about subsequent stages, we elicit attributes about participants via a questionnaire. These attributes serve as input features for the AI-based risk attitude prediction. In stage 2, after the explanation of the experiment, we present the participants the full list of the 200 possible binary lotteries with censored payoffs. The lotteries differ in terms of their risk level as well as the goodness of the potential payoffs (see subsection ‘Details on stage 1’ for more information). After the presentation of the full lottery list, we introduce the AI system to the participants. The AI system is trained to predict participants’ risk attitudes based on the information provided in the initial questionnaire. Using this prediction, the AI system filters the five most suitable lotteries from the full list of 200 lotteries for each individual participant. In stage 3, we perform the main treatment manipulation. We allow treatment participants to perform *decentralized feature selection*. Participants in the baseline group do not get this opportunity; in their cases, the AI system processes all information elicited in the initial questionnaire. Following that, we ask all participants to state their willingness to pay (WTP) for leveraging the AI system using the Becker-DeGroot-Marschak (BDM) method (Wertenbroch and Skiera, 2002)¹. In stage 4, participants make their lottery decision. Participants whose WTP was high enough for receiving the AI support may inspect both the AI-based lottery preselection and the full list of 200 lotteries. Participants whose WTP did not reach the critical BDM-threshold do not receive the AI-based preselection. In stage 5 we elicit the participants’ perception of the overall AI system, the perception of the AI system’s prediction accuracy and the participants’ revealed risk attitude.

In a follow-up analysis, we investigate whether the implicit information provided by the *decentralized feature selection* contributes to higher prediction accuracy. To this end, we compare the prediction performance of our initial ML model without this implicit information with a new ML model that is enriched with this implicit information.

Details on stage 1

The purpose of this stage is the collection of participant data the ML model uses to predict individual risk attitudes. In total, we elicit thirteen attributes, such as basic demographics, Likert-scale based questions about the participants’ satisfaction with different aspects of life, and specific variables like the frequency of drinking alcoholic drinks. The appendix provides a summary of our collected attributes. Submitting the questionnaire happens before we explain the experiment to the participants. This ensures that participants have no incentive to give false information and cannot game the algorithm.

Details on stage 2

In this stage, we show participants the list of all 200 possible lotteries from which they can choose in stage 4. To avoid a priming effect on the lottery decision in stage 4, we censored the payoffs of the lotteries in the presentation stage. The lotteries differ considerably in terms of their risk level, being characterized by the variance of the lottery: The lowest-risk lottery represents a secure payment of 10000 experimental currency units whereas the highest-risk lottery offers payment of either 20075 or 3500 currency units, with a probability of 50% each. Furthermore, the lotteries differ in terms of the goodness of the potential payoffs. We differentiate two categories of lotteries: Dominant (Class A-) lotteries and dominated (Class B-) lotteries. Class A-lotteries are superior to class B-lotteries as they

¹ The work of Wertenbroch and Skiera (2002) provides a detailed explanation of the BDM mechanism.

offer higher potential payoffs for a given probability distribution. Hence, choosing a class-B lottery is always a suboptimal decision, independent of the participants' individual risk attitude. Having presented the lotteries, we explain the AI system to the participants. The AI system acts as a decision support system that proposes a preselection of five most suitable class A-lotteries from the full list of lotteries to each participant.

We trained the ML model of our AI system based on research data of the Socio-Economic Panel (SOEP). Our target variable is the participants' own opinion of willingness to take risks.² The risk attitude is coded as an ordinal variable with eleven classes (class 0-10). For the training process of our ML model, we created a dataset consisting of 24326 observations within the SOEP 2016 wave and 14 attributes, including the risk attitude target variable. We conducted a 0.8-0.2 train-test split, resulting in a training set of 19460 observations and a test set of 4866 observations. Having compared the prediction performance of numerous ML model configurations, we eventually ended up with an extreme gradient boosting (XGB) model with a learning rate of 0.05, a maximum tree depth of 6, and number of estimators of 750³. Applied on the test set, our model achieves a root mean squared error (RMSE) of 2,38.

Details on stage 3

Stage 3 serves as our treatment manipulation. Our ML model predicts the risk attitudes of participants based on thirteen attributes that they submit in the initial questionnaire. Whereas in the baseline condition, participants have no opportunity to influence the ML model after the submission of the questionnaire, the participants in the treatment condition may select which attributes they pass to the ML model and which they hold back – a process which we call *decentralized feature selection*. We operationalize *decentralized feature selection* by providing the participants a list with all attributes including the values which the participants initially submitted. The participants may inspect each attribute individually and decide whether they want to pass this piece of information to the ML model as prediction input. Subsequently, we elicit data about the participants' perception regarding the contribution of each variable on the model outcome. In the introduction, we argued that one mechanism, through which decentralized feature selection should affect the performance of the ML model, is the retention of possibly misleading variables. Transferred to our use case, consider a 73 years old person who regards herself as being highly risk-taking. Applied to the society as a whole, this person assumes a negative correlation between the age of people and their risk attitude. Thus, according to her own mental model, this person should regard herself as an outlier of the subpopulation of older people; in other words - according to her mental model, the age-attribute would most likely mislead the ML model towards a wrong risk attitude prediction. To account for that mechanism, we elicit the participants' perception about the contribution of each feature on the predicted risk attitude. Next, we elicit the participants' WTP for leveraging the before explained AI system using the BDM method. For the participants, the BDM mechanism is decisive whether the AI system may be leveraged or not. Simultaneously, the stated WTP represents a proxy for their algorithm appreciation: The more currency units participants are willing to sacrifice for the AI usage, the higher the revealed algorithm appreciation.

Details on stage 4

² We have chosen the variable `bgp05` (How do you rate yourself personally? In general, are you someone who is ready to take risks or do you try to avoid risks?) from the 2016 SOEP wave as target variable.

³ For a detailed explanation of the XGB algorithm and its hyperparameters, we refer to Chen and Guestrin (2016).

In this stage, the participants make their lottery decision. Depending on the outcome of the BDM mechanism, some participants will get the opportunity to use the AI system as decision support. These participants receive a list of those five class A-lotteries whose risk level is most aligned with the participants' predicted risk attitude. Still, if desired, participants may expand the full list of all 200 lotteries and make their selection out of this comprehensive list; therefore, the usage of the AI system does not restrict the number of options. Participants who are not entitled to use the AI system do not get the AI-based decision support; they have to comb through the full list of 200 lotteries.

Details on stage 5

In stage 5, we first elicit the participants' revealed risk attitude. To this end, we conduct a second, considerably easier, lottery decision round. In this second round, we offer the participants eleven class A-lotteries—one lottery representative for each risk level. By choosing one of these lotteries, participants implicitly reveal their actual risk attitude. Next, we elicit the participants' perception whether the ML model is effective in predicting risk attitudes, the participants' perceptions regarding the ML models' prediction accuracy, and several supplementary measures, such as the emotional trust, the general attitude towards AI, and the transparency.

Technical implementation of decentralized feature selection

We technically implemented the concept of *decentralized feature selection* in the following way: For each of our thirteen attributes, we created a dummy variable that stores the participants' disclosure decision. By default, these dummy variables have the value 0; if the participants of the treatment group decide to hold back an attribute, the respective value is replaced by the value -1 and the associated dummy variable takes the value 1. As a result, the ML model of our follow-up analysis infers risk attitude predictions from a total of twenty-six variables—the thirteen attributes from the questionnaire plus the thirteen associated dummy variables, storing the information disclosure decisions of the participants. The ML model of the follow-up study thus represents a modified version of our initial ML model which predicts the participants' risk attitude based on the thirteen questionnaire attributes alone. The integration of the *decentralized feature selection* decisions into our initial model technically requires that we train the initial model on both the thirteen questionnaire attributes and the thirteen associated dummy variables; this ensures that the model learns from the beginning how to deal with these special binary variables. However, since we do not have *decentralized feature selection* information in our original SOEP training set, we decided to technically imitate *decentralized feature selection*. We randomly replaced a small fraction of the training set values with the value -1 and turned the values of the associated dummy variable to 1; this emulates participants randomly holding back a small number of attributes. Since we replace the values randomly, we train our ML model on the thirteen dummy variables without adding distorting information into the data.

Hypotheses

Behavioral hypotheses

The primary goal of our research is to investigate the effects of *decentralized feature selection* on (i) participants' stated attitudes towards and the revealed appreciation of AI systems, and (ii) the actual prediction performance of the underlying ML models. Thus, we explore both the behavioral consequences and the technical potential of *decentralized feature selection*. To this end, we collect

several types of data during the experiment. In the following, we formulate our hypotheses regarding our collected data.

The main difference between the baseline group and the treatment is the *decentralized feature selection*. The possibility to retain specific attributes should make the participants feel more comfortable with the AI system (Knijnenburg and Kobsa, 2013), and allow participants to remove potentially misleading information. As a consequence, we believe that participants in the treatment group expect the ML model to have higher prediction accuracy and show higher appreciation to the AI decision support compared to participants in the baseline group. In stage 3, we measure the appreciation of the AI decision support via the WTP for AI usage. In stage 5, we measure the participants' perception of the ML model's prediction accuracy. This leads us to formulate the following hypothesis:

Hypothesis 1: *Participants in the treatment group are willing to pay more for the usage of the AI system than participants in the baseline group.*

Hypothesis 2: *Participants in the treatment group perceive the ML model to have a higher prediction accuracy than participants in the baseline group.*

Having conducted *decentralized feature selection*, we elicit the perception of the treatment participants regarding the contribution of each variable on the ML models' risk attitude prediction. We assume that the disclosure choices during the *decentralized feature selection* are highly dependent on these perceptions. Our hypothesis on this interdependence is:

Hypothesis 3: *Participants likely retain attributes for which they expect a misleading contribution to the ML model's prediction.*

Technical hypothesis

Apart from the participant perception measures, we are interested whether *decentralized feature selection* leads to higher prediction performance of ML models. Therefore, we will compare the ML model which incorporates the *decentralized feature selection* decisions, stored during the experiment, with the original model (see section 'Technical implementation of decentralized feature selection'). To this end, we will retrain our ML model with the *decentralized feature selection* decisions and technically assess the modified model in a simulation analysis. In that context, our hypothesis is:

Hypothesis 4: *Considering participants' decisions during decentralized feature selection in the prediction process enhances the performance of ML models.*

Analysis Plan

Primary outcome measures

Stage 3: Willingness to pay for usage of the AI system. The higher the WTP is, the higher the participants' appreciation of the AI system.

Follow-up analysis: Performance of the ML model incorporating decentralized feature selection relative to the baseline ML model in terms of established performance metrics (RMSE, Accuracy, ROC AUC, etc.)

Secondary outcome measures

Stage 5:

- *Perceived contribution of variables on the risk attitude prediction:* Does the participant expect each variable to have a significant influence on the AI prediction? (negative contribution - neutral - positive contribution)
- *Cognitive trust in the AI system*
- *Emotional trust in the AI system*
- *Transparency:* Does the participant understand how the AI system generates the predictions?
- *Power:* Does the participant feel empowered to steer the AI-based prediction?
- *Privacy intrusion*
- *Perceived accuracy of the AI system:* How high does the participant expect the accuracy of the AI system ?
- *Perceived Root-Mean-Squared-Error of the AI system*
- Attitude towards AI (Sindermann et al., 2021)

Appendix

Appendix A

Variable name	Meaning	Data type
age	Age of the participant	Numeric
bgbilzeit	Duration of education or training in years	Numeric
sex	Gender	Binary
germborn	Born in Germany?	Binary
height	Body height	Numeric
bgp0112	Currently smoke?	Binary
bgp05	Own opinion of willingness to take risks	Numeric
bgp0111	Satisfaction with social life	Numeric
bgp0610	Importance of religion	Numeric
bgp0702	Frequency of bank account checks	Numeric
bgp115	Frequency of drinking alcoholic drinks	Numeric
labgro16_bin	Current gross labor income in euro (month)	Numeric
bgp0608	Importance to be socially and politically active	Numeric

Appendix B

Begrüßung

Herzlich Willkommen und vielen Dank für Ihre Teilnahme an unserer wissenschaftlichen Studie!

Alle Informationen, die Sie uns im Laufe des Experiments übermitteln, werden vertraulich und anonym behandelt. Die Daten, die wir diesem Experiment erheben, dienen ausschließlich wissenschaftlichen Zwecken.

Bitte beantworten Sie alle Fragen wahrheitsgemäß. Die Bearbeitung des Experiments dauert ungefähr 15 Minuten.

In diesem Experiment können Sie Bonuszahlungen verdienen.

Hinweis: Sobald Sie auf "Weiter" klicken, können Sie nicht mehr zu der vorherigen Seite zurückkehren. Überprüfen Sie also (falls zutreffend) immer Ihre Angaben, bevor Sie zur nächsten Seite fortfahren.

Weiter

Initialer Fragebogen

Bevor wir mit dem Experiment beginnen, möchten wir Sie bitten uns einige Informationen über sich bereitzustellen.

Aufgabe: Bitte füllen Sie die folgenden Felder wahrheitsgemäß aus:

Ihr Alter:

Ihr Geschlecht:

- Weiblich
 Männlich

Ihre Körpergröße in Centimeter

Sind Sie in Deutschland geboren?

- Nicht in Deutschland geboren
 In Deutschland geboren

Ihr monatliches Bruttoeinkommen in Euro:

Die Gesamtdauer Ihrer Ausbildung in Jahre (Beginn ab der 1. Schulklasse)

Beispiel 1: Sie haben für 13 Jahre die Schule besucht und anschließend 5 Jahre studiert: Gesamtdauer = 18 Jahre

Beispiel 2: Sie haben für 8 Jahre die Schule besucht und anschließend eine 3 jährige Ausbildung absolviert: Gesamtdauer = 11 Jahre

Wie zufrieden sind Sie mit...

(0 = Ganz und gar nicht zufrieden; 10 = Ganz und gar zufrieden)

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Ihren Freunden und Bekannten?	<input type="radio"/>										
Ihrer Gesundheit?	<input type="radio"/>										

Verschiedene Dinge sind für verschiedene Menschen wichtig. Wie wichtig sind die folgenden Dinge für Sie?

	Ganz unwichtig	Weniger wichtig	Wichtig	Sehr wichtig
Glaube und Religion	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Politisch und gesellschaftlich engagiert sein	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Wie häufig kommt es vor, dass Sie Ihren Kontostand anschauen / überprüfen?

- Nie Seltener als 1 mal pro Monat Mindestens 1 mal pro Monat Mindestens 1 mal pro Woche Täglich

Wie oft trinken Sie alkoholhaltige Getränke?

- Nie
 Einmal im Monat oder seltener
 An zwei bis vier Tagen im Monat
 An zwei bis drei Tagen in der Woche
 An vier bis sechs Tagen in der Woche
 Täglich

Rauchen Sie derzeit, egal ob Zigaretten, Pfeifen oder Zigarren?

- Ja
 Nein

Erklärung des Experiments

Wir werden Ihnen nun den Ablauf des Experiments erklären. Bitte lesen Sie sich die Erklärungen genau durch. Ihre Entscheidungen innerhalb des Experiment werden Ihre Auszahlung maßgeblich beeinflussen.

Im Folgenden werden wir Ihnen 200 Lotterien präsentieren, aus denen Sie eine Option auswählen können. Am Ende des Experiments werden Sie auf Basis der Auszahlung Ihrer ausgewählten Lotterie einen Geldbetrag erhalten.

Alle Lotterien sind nach dem gleichen Muster aufgebaut. **Es gibt zwei Auszahlungsmöglichkeiten, die jeweils mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit eintreten.**

Die Lotterien variieren deutlich in ihrem Risikolevel. Das heißt, manche Lotterien beinhalten zwei gleichwertige Auszahlungs-Alternativen. Andere Lotterien wiederum beinhalten eine sehr hohe und eine sehr niedrige Auszahlung.

Beispiel für risikoreiche Lotterie:

Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50% erhalten Sie 20000 Punkte.
Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50% erhalten Sie 3500 Punkte.

Beispiel für risikoarme Lotterie:

Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50% erhalten Sie 10500 Punkte.
Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50% erhalten Sie 9500 Punkte.

Beachten Sie, dass manche Lotterien (Klasse A) objektiv besser sind als andere (Klasse B). Unter den 200 Lotterien befinden sich zwei Typen: 30 überlegene (Klasse A) und 170 unterlegene (Klasse B) Lotterien. Die Klasse A-Lotterien bieten bei gleichen Auszahlungswahrscheinlichkeiten höhere Auszahlungen als die Klasse B-Lotterien. Daher macht es unabhängig Ihrer Risikobereitschaft niemals Sinn eine Klasse B-Lotterie auszuwählen.

Beispiel für Klasse A-Lotterie:

Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60% erhalten Sie 13075 Punkte.
Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40% erhalten Sie 7000 Punkte.

Beispiel für Klasse B-Lotterie:

Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60% erhalten Sie 12400 Punkte.
Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40% erhalten Sie 7000 Punkte.

Ob es sich bei einer Lotterie um Klasse A oder Klasse B handelt ist nicht erkenntlich gemacht, Sie müssen die überlegenen Lotterien selbst finden.

Die ausbezahlten Punkte werden am Ende des Experiments in echtes Geld umgewandelt. **Pro 5000 Punkte erhalten Sie 1€.**

Klicken Sie nun bitte auf "Weiter", um das Experiment zu starten.

Weiter

Präsentation aller Lotterien

Nachfolgend können Sie die Lotterien sehen, aus denen Sie gleich eine auswählen dürfen. Die Höhen der Auszahlungen sind vorerst unkenntlich gemacht.

Klicken Sie am Ende der Seite bitte auf auf "Weiter".

ID	Lotterie
0	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
1	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie yyy Punkte.
2	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
3	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
4	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
5	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie yyy Punkte.
6	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
7	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
8	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
9	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
10	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.
11	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie yyy Punkte.
12	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie yyy Punkte.
13	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie yyy Punkte.
14	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie yyy Punkte.
15	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie xxx Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie yyy Punkte.

Einführung des Künstlichen Intelligenz-Systems

Um Ihnen die Entscheidung zu vereinfachen, haben wir im Vorfeld des Experiments eine Künstliche Intelligenz (KI-System) entwickelt. Dieses KI-System ist darauf spezialisiert, Ihre Risikobereitschaft vorherzusagen. Mit diesem KI-System wurden aus den 150 Lotterien die 5 für Sie persönlich geeignetsten gefiltert. Abschließend können Sie eine aus diesen 5 gefilterten Lotterien auswählen, oder bei Bedarf alle Lotterien nochmals einsehen.

Die 5 Lotterien, welche das KI-System für Sie herausfiltert, sind an Ihre vorhergesagte Risikobereitschaft angepasst. Das heißt, dass die KI die 5 Lotterien anzeigt, die, gegeben Ihrer Risikobereitschaft, optimal für Sie sein sollten.

Sie werden nichtsdestotrotz die Möglichkeit erhalten, alle Lotterien nochmals einzusehen, sollten Sie dies wünschen. Die Nutzung der KI schränkt also Ihre potentiellen Auswahlmöglichkeiten nicht ein.

Erklärung des Künstliche Intelligenz-Systems



Das in diesem Experiment angewandte KI-System wurde nach dem Prinzip des *Maschinellen Lernens* (ML) entwickelt. Das Grundprinzip des *Maschinellen Lernens* ist die Erkennung und Verallgemeinerung von Mustern in Daten. Hierbei analysieren leistungsfähige Algorithmen große Datenmengen und lernen die dabei identifizierten Muster. Beispielhaft könnte ein solcher ML-Algorithmus lernen, dass bestimmte Merkmale eines Menschen mit bestimmten Charakterzügen zusammenhängen.

Das KI-System in unserem Experiment wurde von den Experiment-Leitern trainiert, um basierend auf bestimmten Merkmalen die Risikofreudigkeit von Menschen auf einer Skala von 0 bis 10 vorherzusagen.

Für den Trainingsprozess des KI-Systems haben wir Forschungsdaten bestehend aus über 24.000 realen Umfrage-Teilnehmern genutzt. Diese Personen haben dieselben Fragen beantwortet wie Sie am Anfang des Experiments. Basierend auf diesen Daten konnte unser KI-System den Zusammenhang zwischen persönlichen Informationen und der Risikobereitschaft lernen.

Bitte beachten Sie, dass die Unterschiede zwischen den risikoreichen und risikoarmen Lotterien stark sein können. Die Vorhersage Ihrer Risikobereitschaft kann also einen großen Einfluss auf die Auswahl der 5 passenden Lotterien haben.

Weiter

Verständnisfragen zum Experiment

Bitte beantworten Sie die folgenden Rückfragen. Sie haben für die richtige Beantwortung 2 Versuche. Sollten Sie alle Versuche verbraucht haben, scheiden Sie aus dem Experiment aus.

Wie viele Auszahlungsmöglichkeiten beinhaltet eine Lotterie?

2

Welchen Zweck erfüllt das KI-System?

Vorhersage Ihrer Risikobereitschaft

Weiter

Selektion Ihrer Attribute

Bevor das KI-System die Vorhersage Ihrer Risikobereitschaft tätigt, haben Sie jetzt Möglichkeit, die Vorhersage zu beeinflussen.

Im Folgenden zeigen wir Ihnen die Informationen, die Sie zu Beginn des Experiments angegeben hatten. Sie können selbst entscheiden, welche Ihrer Informationen Sie dem KI-System bereitstellen wollen und welche Informationen Sie zurückhalten möchten. Ihre angegebenen Informationen, die Sie zurückhalten möchten, werden bei der Vorhersage des KI-Systems nicht berücksichtigt.

Mit Ihren Entscheidungen können Sie die Genauigkeit der KI-Vorhersage beeinflussen.

Nehmen Sie an, Sie sind ein risikofreudiger Mensch. Sollten Sie nun davon ausgehen, dass bestimmte Informationen Sie fälschlicherweise risikoscheu erscheinen lassen, kann die Zurückhaltung dieser Informationen die Genauigkeit der Vorhersage erhöhen.

Bitte entscheiden Sie sich nun, welche Ihrer Attribute Sie dem KI System bereitstellen möchten:

	Ihre Auswahl	Ihre Angabe
Ihr Alter	<input type="radio"/> Bereitstellen <input type="radio"/> Zurückhalten	55 Jahre
Ihr Geschlecht	<input type="radio"/> Bereitstellen <input type="radio"/> Zurückhalten	Weiblich
Ihre Körpergröße	<input type="radio"/> Bereitstellen <input type="radio"/> Zurückhalten	170
In Deutschland geboren?	<input type="radio"/> Bereitstellen <input type="radio"/> Zurückhalten	Nicht in Deutschland geboren
Ihr Monats-Bruttoeinkommen	<input type="radio"/> Bereitstellen <input type="radio"/> Zurückhalten	4001 - 4500 €
Ihre Anzahl an Ausbildungsjahren	<input type="radio"/> Bereitstellen <input type="radio"/> Zurückhalten	22 Jahre
Ihre Zufriedenheit mit Ihrer Gesundheit	<input type="radio"/> Bereitstellen <input type="radio"/> Zurückhalten	8 von 10
Ihre Zufriedenheit mit Ihren Freunden und Bekannten	<input type="radio"/> Bereitstellen <input type="radio"/> Zurückhalten	5 von 10

Einschätzung Ihrer Attribute

In der Regel wird das KI-System Ihre angegebenen Informationen unterschiedlich gewichten. Das heißt, gewisse Attribute könnten die Wahrscheinlichkeit, dass das KI-System Sie als risikofreudig einschätzt, erhöhen. Andere Attribute könnten diese Wahrscheinlichkeit verringern.

Einige Attribute könnten für die Vorhersage Ihrer Risikobereitschaft sogar irrelevant sein. Das heißt, Sie würden die Vorhersage des KI-Systems kaum oder gar nicht beeinflussen.

Im Folgenden möchten wir Sie bitten einzuschätzen, welchen Einfluss Ihre angegebenen Informationen auf die Vorhersage Ihrer Risikobereitschaft haben, bzw. gehabt hätten. Erhöhen die Attribute Ihre vorhergesagte Risikobereitschaft?

		Verringert vorhergesagte Risikobereitschaft	Verringert eher vorhergesagte Risikobereitschaft	Neutral	Erhöht eher vorhergesagte Risikobereitschaft	Erhöht vorhergesagte Risikobereitschaft
Attribut	Ihre Angabe	1	2	3	4	5
Ihr Alter	55 Jahre	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ihr Geschlecht	Weiblich	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ihre Körpergröße	170	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
In Deutschland geboren?	Nicht in Deutschland geboren	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ihr monatliches Bruttoeinkommen	4001 - 4500 €	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ihre Anzahl an Ausbildungsjahren	22 Jahre	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ihre Zufriedenheit mit Ihrer Gesundheit	8 von 10	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ihre Zufriedenheit mit Ihrem Freunden und Bekannten	5 von 10	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Wichtigkeit Ihrer Religion/ Ihres Glaubens	Weniger wichtig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Wichtigkeit politisch/gesellschaftlich engagiert zu sein	ganz unwichtig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Rauchen	Ja	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Häufigkeit der Überprüfung Ihres Kontostands	Mindestens 1 mal pro Monat	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ihre Häufigkeit	Einmal im					

Zahlungsbereitschaft für die Nutzung der KI-Unterstützung

Die Nutzung des KI-Systems zur Filterung geeigneter Lotterien kostet Sie einen gewissen Punkte-Betrag.

Sie erhalten nun einen Betrag in Höhe von 2500 Punkten. Sie können den Betrag (oder einen Teil davon) nutzen, um die Chance zu erhöhen, dass die KI die Lotterien für Sie filtert. Alternativ können Sie diesen Betrag auch behalten. Dieser wird Ihnen dann am Ende des Experiments zusammen mit Ihren Gewinnen aus der Lotterie ausbezahlt.

Geben Sie bitte mit dem unten stehenden Schieberegler an, wie viel Sie für die Nutzung des KI-Systems **maximal bereit sind zu zahlen**. Nachdem Sie Ihr Gebot abgegeben haben, wird zufällig ein Schwellenwert zwischen 0 und 2500 gezogen.

Wenn Ihr Gebot **über** diesem Schwellenwert liegt, dürfen Sie das KI-System verwenden. Der zufällig gezogene Schwellenwert - nicht Ihr Gebot - wird Ihnen dann von Ihrem Extra-Betrag von 2500 Punkten abgezogen. Die restlichen Punkte des Extra-Betrages werden Ihnen als Auszahlung angerechnet.

Wenn Ihr Gebot **unter** diesem Schwellenwert liegt, dürfen Sie das KI-System **nicht** verwenden. Folglich müssen Sie Ihren angegebenen Wert **nicht** bezahlen; Sie können den kompletten Extra-Betrag behalten.

Sie werden also in jedem Fall **maximal** den Wert bezahlen, den Sie bereit waren zu zahlen.

Beispiel 1: Ihre Zahlungsbereitschaft ist 1800 Punkte, der Schwellenwert beträgt nach zufälliger Ziehung 1400 Punkte. Sie können das KI-System also nutzen und die restlichen 1100 Punkte des Extra-Betrags werden Ihnen als Auszahlung angerechnet.

Beispiel 2: Ihre Zahlungsbereitschaft ist 1200 Punkte, der Schwellenwert beträgt nach zufälliger Ziehung 1800 Punkte. Sie können das KI-System also **nicht** nutzen. Die vollen 2500 Punkte des Extra-Betrags werden Ihnen als Auszahlung angerechnet.

Geben Sie bitte an, wie viele Punkte des Extra-Betrages von 2500 Punkten Sie bereit sind für das KI-System zu bezahlen:



Ihre maximale Zahlungsbereitschaft: 0 Punkte

Weiter

Ergebnis der KI-Nutzung

Der zufällig gezogene Schwellenwert beträgt **1109** Punkte.

Ihr Gebot war ausreichend hoch, Sie können die KI benutzen!

Sie haben somit 1109 Punkte für die Nutzung des KI-System aufgewendet. Die restlichen 1391 Punkte des Extra-Betrages werden Ihnen am Ende des Experiments ausgezahlt.

Weiter

Lotterie-Auswahl

Folgende 5 Lotterien hat das KI-System für Sie ausgewählt.

Sie können sich nun für eine aus diesen 5 ausgewählten Lotterien entscheiden. Alternativ können Sie auch mit einem Klick auf die graue Schaltfläche alle 150 Lotterien einsehen.

ID	Lotterie
121	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 13875 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 7500 Punkte.
130	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 13100 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 8000 Punkte.
136	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie 13075 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie 7000 Punkte.
167	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie 12050 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie 8000 Punkte.
182	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie 12562 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie 7500 Punkte.

Für welche Option entscheiden Sie sich? Bitte geben Sie die Nummer der Lotterie an.

Einklappen/ausklappen aller Lotterien

ID	Lotterie
0	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 10000 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 10000 Punkte.
1	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 15200 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 5240 Punkte.
2	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 10550 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 8472 Punkte.
3	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 10236 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 9500 Punkte.
4	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 17250 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 4138 Punkte.
5	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie 16380 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie 2000 Punkte.
6	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie 11562 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie 6922 Punkte.
	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie 17175 Punkte.

Ihre Entscheidung

Sie haben sich für folgende Lotterie entschieden:

Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie 12562 Punkte.
Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie 7500 Punkte.

Ihre tatsächliche Auszahlung werden Sie am Ende des Experiments erfahren.

Weiter

Einstellung gegenüber dem KI-System

Wir möchten Sie nun bitten, einige Fragen zu dem KI-System wahrheitsgemäß zu beantworten.

Geben Sie nun bitte Ihre persönliche Einschätzung zu den folgenden Fragen. Bei diesen Fragen gibt es kein 'richtig' oder 'falsch', es geht ausschließlich um Ihre persönliche Bewertung.

	Stimme gar nicht zu	Stimme nicht zu	Stimme eher nicht zu	Neutral	Stimme eher zu	Stimme zu	Stimme voll und ganz zu
	1	2	3	4	5	6	7
Das KI-System ist ein Experte in der Vorhersage der Risikobereitschaft	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Das KI-System hat gute Kenntnisse über die Risikobereitschaft der Teilnehmer	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich fühle mich wohl, wenn ich mich bei meiner Lotterie-Entscheidung auf das KI-System verlasse.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich fühle mich sicher, wenn ich mich bei meiner Lotterie-Entscheidung auf das KI-System verlasse.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich fühle mich zufrieden, wenn ich mich bei meiner Lotterie-Entscheidung auf das KI-System verlasse.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich verstehe, wie das KI-System die Risikobereitschaft vorhersagt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich habe das Gefühl, dass ich das KI-Systems in eine Richtung lenken kann, die ich für richtig halte	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich habe das Gefühl, dass durch die Nutzung des KI-Systems andere mehr über mich wissen, als mir lieb ist.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich habe das Gefühl, dass durch die Nutzung des KI-Systems Informationen über mich im Umlauf sind, die, wenn sie genutzt werden, meine meine Privatsphäre verletzen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Weiter

Generelle Einstellung gegenüber Künstlicher Intelligenz

Nun möchten wir Sie bitten, einige Fragen zu Ihrer generellen Einstellung gegenüber Künstlicher Intelligenz zu beantworten.

Geben Sie nun bitte Ihre persönliche Einschätzung zu den folgenden Fragen.

	Stimme gar nicht zu	Stimme nicht zu	Stimme eher nicht zu	Neutral	Stimme eher zu	Stimme zu	Stimme voll und ganz zu
	1	2	3	4	5	6	7
Ich habe Angst vor künstlicher Intelligenz.	<input type="radio"/>						
Ich vertraue künstlicher Intelligenz.	<input type="radio"/>						
Künstliche Intelligenz wird die Menschheit zerstören.	<input type="radio"/>						
Künstliche Intelligenz wird eine Bereicherung für die Menschheit sein.	<input type="radio"/>						
Künstliche Intelligenz wird für viel Arbeitslosigkeit sorgen.	<input type="radio"/>						

Weiter

Lotterie-Auswahl

Wir möchten Ihnen hiermit eine zweite Lotterie-Runde anbieten.

Diese zweite Runde ist einfach als die erste: Sie können eine von 11 verschiedenen Lotterien auswählen.

Sie haben nicht die Möglichkeit, das KI-System zur Vorauswahl der Optionen anzuwenden.

Tragen Sie hierzu im unten stehenden Feld die Nummer der gewünschten Lotterie ein. Die Nummern finden Sie in der ersten Spalte der Tabelle.

ID	Lotterie
I	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 10000 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 10000 Punkte.
II	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 15425 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 6500 Punkte.
III	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 19300 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 4000 Punkte.
IV	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 10775 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 9500 Punkte.
V	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 16200 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 6000 Punkte.
VI	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 18525 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 4500 Punkte.
VII	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 13875 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 7500 Punkte.
VIII	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 13100 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 8000 Punkte.
IX	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 11550 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 9000 Punkte.
X	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 17750 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 5000 Punkte.
XI	Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 12325 Punkte. Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 8500 Punkte.

Für welche Option entscheiden Sie sich? Bitte geben Sie die Nummer der Lotterie an.

Weiter

Ihre Entscheidung aus Runde 2

Sie haben sich für folgende Lotterie entschieden:

Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 17750 Punkte.
Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 5000 Punkte.

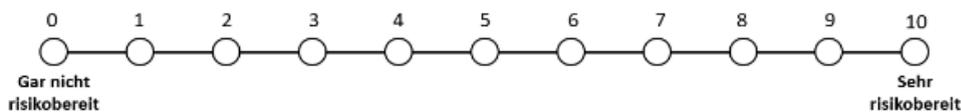
Ihre tatsächliche Auszahlung werden Sie am Ende des Experiments erfahren.

Weiter

Wahrgenommene Genauigkeit des KI Systems

Im Folgenden möchten wir von Ihnen erfahren, für wie genau Sie die Vorhersage des Künstliche Intelligenz Systems halten.

Das KI-System sagt die Risikobereitschaft aller Experiment-Teilnehmer auf einer Skala zwischen 0 und 10 voraus. Der Wert 0 steht hierbei für "gar nicht risikobereit", während 10 für "sehr risikobereit" steht:



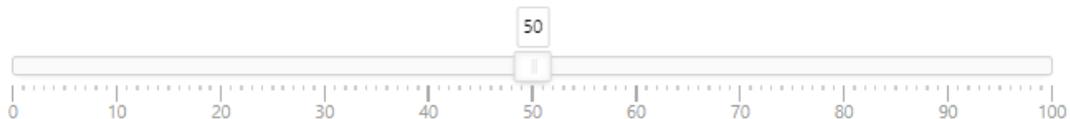
Für die Vorhersage nutzt das KI-System nur die von Ihnen freiwillig bereitgestellten Informationen.

Wir möchten nun Ihre Einschätzung wissen, bei wie vielen von allen anderen Teilnehmern außer Ihnen selbst die KI das Risikolevel (Level 0-10) korrekt vorhersagen wird. Hierbei zählt eine Vorhersage nur dann als korrekt, wenn Sie exakt das richtige Risikolevel trifft.

Beispiel: Nehmen Sie an, ein Teilnehmer hat das Risikolevel 6. Eine KI-Vorhersage von Risikolevel 5 wäre hierbei ebenso falsch wie eine Vorhersage von 1.

Im Nachgang des Experiments werden wir den korrekten Wert auf Basis der anderen Experiment-Teilnehmer berechnen. **Wenn Sie die Frage richtig beantwortet haben (erlaubte Abweichung: +/- 5%), erhalten Sie 2500 weitere Punkte.**

Geben Sie bitte nun mit dem Schieberegler an, bei wie viel Prozent der anderen Teilnehmer der Studie (außer Ihnen selbst) die KI eine korrekte Vorhersage der Risikobereitschaft erzielen wird:



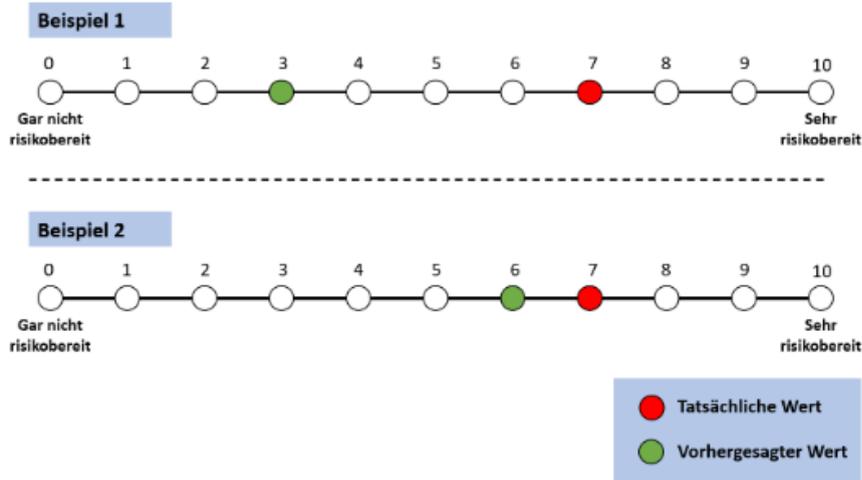
Die KI wird die Risikobereitschaft von 50% der anderen Teilnehmer korrekt vorhersagen.

Weiter

Wahrgenommene Genauigkeit des KI Systems

Wir möchten nun Ihre Einschätzung wissen, wie hoch die durchschnittliche Abweichung des KI-Systems von der wahren Risikobereitschaft ist. In anderen Worten: Wie stark wird sich das KI-System im Durchschnitt irren?

Nehmen Sie folgende beiden Beispiele an:

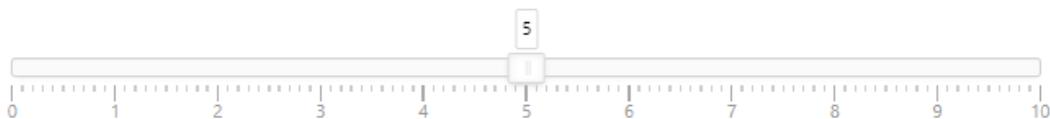


Beispiel 1: Die wahre Risikobereitschaft liegt bei 7, der vorhergesagte Wert bei 3. Somit wäre die Abweichung bei diesem Teilnehmer 4.

Beispiel 2: Die wahre Risikobereitschaft liegt bei 7, der vorhergesagte Wert bei 6. Somit wäre die Abweichung bei diesem Teilnehmer 1.

Im Nachgang des Experiments werden wir den korrekten Wert auf Basis der anderen Experiment-Teilnehmer berechnen. Wenn Sie die Frage richtig beantwortet haben (erlaubte Abweichung: +/- 1), erhalten Sie 2500 weitere Punkte.

Geben Sie bitte nun mit dem Schieberegler an, wie hoch Sie die durchschnittliche Abweichung des KI-Systems bei allen anderen Teilnehmern der Studie außer Ihnen selbst einschätzen:



Durchschnittliche Abweichung: 5.

Weiter

Ergebnis

Vielen Dank für Ihre Teilnahme an unserem Experiment! Hiermit ist das Experiment abgeschlossen, Sie müssen keine weiteren Aktionen durchführen.

Sie haben sich in Runde 1 für folgende Lotterie entschieden:

Mit einer Wahrscheinlichkeit von 60.0% erhalten Sie 12562 Punkte.
Mit einer Wahrscheinlichkeit von 40.0% erhalten Sie 7500 Punkte.

Nach Ausführung der Lotterie haben Sie eine Summe von 12562 Punkten gewonnen!

In Runde 2 haben Sie sich für folgende Lotterie entschieden:

Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 17750 Punkte.
Mit einer Wahrscheinlichkeit von 50.0% erhalten Sie 5000 Punkte.

Nach Ausführung der Lotterie haben Sie eine Summe von 17750 Punkten gewonnen!

Somit haben Sie insgesamt einen Betrag von 30632 Punkten gewonnen (inklusive dem Rest des Extra-Betrags). **Dies entspricht umgerechnet 6.13€.** Ihre finale Auszahlung hängt nur noch von Ihren Einschätzungen hinsichtlich der Genauigkeit des KI-Systems ab. Die tatsächliche Genauigkeit des KI-Systems können wir erst ermitteln, wenn alle anderen Teilnehmer das Experiment abgeschlossen haben. Um Ihre Einschätzungen mit den tatsächlichen Werten abgleichen zu können, müssen wir also warten, bis das gesamte Experiment abgeschlossen ist. **Ihre finale Auszahlung erhalten Sie somit in wenigen Tagen.**

Klicken Sie bitte auf den folgenden Link, um Ihre Durchführung des Experiments zu bestätigen:

Vielen Dank für Ihre Teilnahme!

Weiter

Finale Kommentare

Möchten Sie uns noch etwas mitteilen oder fragen?

Weiter

Ende des Experiments

Das Experiment ist hiermit abgeschlossen, vielen Dank für Ihre Teilnahme!

Next

Bibliography

1. Acquisti, A., John, L. K., & Loewenstein, G. (2012). The Impact of Relative Standards on the Propensity to Disclose. *Journal of Marketing Research*, 49(2), 160–174. <https://doi.org/10.1509/jmr.09.0215>
2. Blöcher, K., & Alt, R. (2021). AI and robotics in the European restaurant sector: Assessing potentials for process innovation in a high-contact service industry. *Electronic Markets*, 31(3), 529-551.
3. Brandimarte, L., Acquisti, A., Loewenstein, G., & Babcock, L. (2009). Privacy concerns and information disclosure: An illusion of control hypothesis.
4. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785-794).
5. Chen, Z., Sun, F., Tang, Y., Chen, H., Gao, J., & Ding, B. (2022). Proactively Control Privacy in Recommender Systems. *arXiv preprint arXiv:2204.00279*.
6. Dias, M. B., Locher, D., Li, M., El-Deredy, W., & Lisboa, P. J. (2008). The value of personalised recommender systems to e-business: a case study. In *Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems* (pp. 291-294).
7. Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2018). Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them. *Management Science*, 64(3), 1155-1170.
8. Fellner, G., & Maciejovsky, B. (2007). Risk attitude and market behavior: Evidence from experimental asset markets. *Journal of Economic Psychology*, 28(3), 338-350.
9. Hu, R., & Pu, P. (2009). Acceptance issues of personality-based recommender systems. In *Proceedings of the third ACM conference on Recommender systems* (pp. 221-224).
10. John, L. K., Acquisti, A., & Loewenstein, G. (2011). Strangers on a plane: Context-dependent willingness to divulge sensitive information. *Journal of consumer research*, 37(5), 858-873.
11. Khandani, A. E., Kim, A. J., & Lo, A. W. (2010). Consumer credit-risk models via machine-learning algorithms. *Journal of Banking & Finance*, 34(11), 2767-2787.
12. Knijnenburg, B., Kobsa, A., Moritz, S., & Svensson, M. A. (2011). Exploring the effects of feed-forward and feedback on information disclosure and user experience in a context-aware recommender system. In *Joint Proceedings of the Workshop on Decision Making and Recommendation Acceptance Issues in Recommender Systems and the 2nd Workshop on User Models for Motivational Systems: The Affective and the Rational Routes to Persuasion*. CEUR Workshop Proceedings (Vol. 740, pp. 35-42).
13. Knijnenburg, B. P., & Kobsa, A. (2013). Making decisions about privacy: information disclosure in context-aware recommender systems. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiiS)*, 3(3), 1-23.
14. Korteling, J. H., van de Boer-Visschedijk, G. C., Blankendaal, R. A., Boonekamp, R. C., & Eikelboom, A. R. (2021). Human-versus artificial intelligence. *Frontiers in artificial intelligence*, 4, 622364.
15. Kühl, N., Goutier, M., Hirt, R., & Satzger, G. (2020). Machine learning in artificial intelligence: Towards a common understanding. *arXiv preprint arXiv:2004.04686*.
16. McKinney, S. M., Sieniek, M., Godbole, V., Godwin, J., Antropova, N., Ashrafiyan, H., ... & Shetty, S. (2020). International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature*, 577(7788), 89-94.
17. Müller, O., Fay, M., & Vom Brocke, J. (2018). The effect of big data and analytics on firm performance: An econometric analysis considering industry characteristics. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 488-509.

18. Paolanti, M., Romeo, L., Felicetti, A., Mancini, A., Frontoni, E., & Loncarski, J. (2018). Machine learning approach for predictive maintenance in industry 4.0. In 2018 14th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA) (pp. 1-6). IEEE.
19. Pathak, B., Garfinkel, R., Gopal, R. D., Venkatesan, R., & Yin, F. (2010). Empirical analysis of the impact of recommender systems on sales. *Journal of Management Information Systems*, 27(2), 159-188.
20. Preibusch, S., Kübler, D., & Beresford, A. R. (2013). Price versus privacy: an experiment into the competitive advantage of collecting less personal information. *Electronic Commerce Research*, 13(4), 423-455.
21. Puntoni, S., Reczek, R. W., Giesler, M., & Botti, S. (2021). Consumers and artificial intelligence: An experiential perspective. *Journal of Marketing*, 85(1), 131-151.
22. Sindermann, C., Sha, P., Zhou, M., Wernicke, J., Schmitt, H. S., Li, M., ... & Montag, C. (2021). Assessing the attitude towards artificial intelligence: Introduction of a short measure in German, Chinese, and English Language. *KI-Künstliche Intelligenz*, 35(1), 109-118.
23. Smith, J. J., Jayne, L., & Burke, R. (2022, September). Recommender Systems and Algorithmic Hate. In *Proceedings of the 16th ACM Conference on Recommender Systems* (pp. 592-597).
24. Von Siemens, F. A. (2013). Intention-based reciprocity and the hidden costs of control. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 92, 55-65.
25. Wertenbroch, K., & Skiera, B. (2002). Measuring consumers' willingness to pay at the point of purchase. *Journal of marketing research*, 39(2), 228-241.
26. Ying, X. (2019). An overview of overfitting and its solutions. In *Journal of physics: Conference series* (Vol. 1168, No. 2, p. 022022). IOP Publishing.
27. Zimmer, J. C., Arsal, R., Al-Marzouq, M., Moore, D., & Grover, V. (2010). Knowing your customers: Using a reciprocal relationship to enhance voluntary information disclosure. *Decision Support Systems*, 48(2), 395-406.