

Learning Analytics in Moodle

HTW Berlin

Linda Fernsel / 18. Januar 2024

iug.htw-berlin.de/projekte/fair-enough/



htw.

Hochschule für Technik
und Wirtschaft Berlin

University of Applied Sciences

Vorstellungsrunde

Name, Funktion, Hochschule






Was erwartest du von diesem Workshop?

Lernziele

1. Verstehen, wie Learning Analytics in Moodle funktioniert
2. Learning Analytics in Moodle einsetzen können
3. Ethische Aspekte von Learning Analytics kennen
4. Learning Analytics Systeme auf Risiken untersuchen können

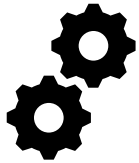


Ablauf

1. Learning Analytics 
2. Learning Analytics ausprobieren 
3. Ethische Risiken 
4. Moodle Learning Analytics auditieren  

Learning Analytics

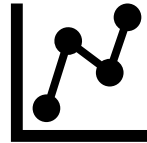
Was ist Learning Analytics?



Algorithmen,
Machine Learning
Methoden







Daten von
Lernenden



Aussagen,
Vorhersagen über
Lernende

Wie funktioniert Learning Analytics in Moodle?




1. Ich erstelle Modellkonfiguration 
2. Verhaltensdaten der Lernenden aus abgeschlossenen Kursen werden gesammelt 
3. Indikatoren und Zielvariablen werden berechnet 
4. Modell wird trainiert 

Modell wird
erstellt

Wie funktioniert Learning Analytics in Moodle?



5. Verhaltensdaten der Lernenden aus laufenden Kursen werden gesammelt 

6. Indikatoren werden berechnet 

7. Modell + Indikatoren = Vorhersagen für Zielvariablen 

8. Ich sehe Vorhersagen an und führe Aktionen aus 

Vorhersagen
werden erstellt

Die Modellkonfiguration



Enabled

Target

Students at risk of dropping out

Indicators

- Course accessed after end date
- Course accessed before start date
- Any write action in the course
- Read actions amount
- Completion tracking enabled
- Course potential cognitive depth
- Course potential social breadth
- Assignment cognitive
- Assignment social
- Book cognitive
- Book social
- Chat cognitive
- Chat social
- Choice cognitive
- Choice social
- Database cognitive
- Database social
- Feedback cognitive
- Feedback social
- Folder cognitive
- Folder social
- Forum cognitive
- Forum social
- Glossary cognitive
- Glossary social
- IMS pkg cognitive
- IMS pkg social
- Text and media area cognitive
- Text and media area social
- Lesson cognitive
- Lesson social
- LTI cognitive
- LTI social
- Page cognitive
- Page social
- Quiz cognitive
- Quiz social
- File cognitive
- File social
- SCORM cognitive
- SCORM social
- Survey cognitive
- Survey social
- URL cognitive
- URL social
- Wiki cognitive
- Wiki social
- Workshop cognitive
- Workshop social

Search ▼

Analysis interval

Contexts

All

Search ▼

Predictions processor

Default processor (PHP machine learning backend) ↕

Die Zielvariable

– was wird vorhergesagt?



- Ob eine Person die **Kurskompetenzen** erlangen wird
- Ob eine Person die **Abschlusskriterien** eines Kurses erfüllen wird



Die Zielvariable

– was wird vorhergesagt?



- Ob eine Person einen **Kurs abbrechen** wird
- Ob eine Person die zum Bestehen eines **Kurses notwendige Note** erreichen wird



Indikatoren

– woraus wird die Vorhersage berechnet?



Typen von Indikatoren:

1. Kognitive Tiefe (Kurs, Kurskomponenten)
2. Soziale Breite (Kurs, Kurskomponenten)
3. Allgemeine Indikatoren (Kurs)



Analysezeitabschnitte – für welche Zeit werden Vorhersagen erstellt?



Unterteilen der Daten, z.B. in:

- Zehntel (Vorhersage nach jedem Zehntel)
- Letztes Quartal (Vorhersage nach drei Quartalen)



Kontext

– für welche Kurse werden Vorhersagen erstellt?



Einschränken, z.B. auf

- Kategorien „Informatik“, „Online-Kurse“
- Kurse „Bio2022.SS“, „Bio2022.WS“, „Bio2023.SS“



Modellierungsalgorithmus – mit welcher Methode werden Vorhersagen erstellt?



Standard: Logistische Regression mit PHP

Add-On: Neuronales Netz mit Python



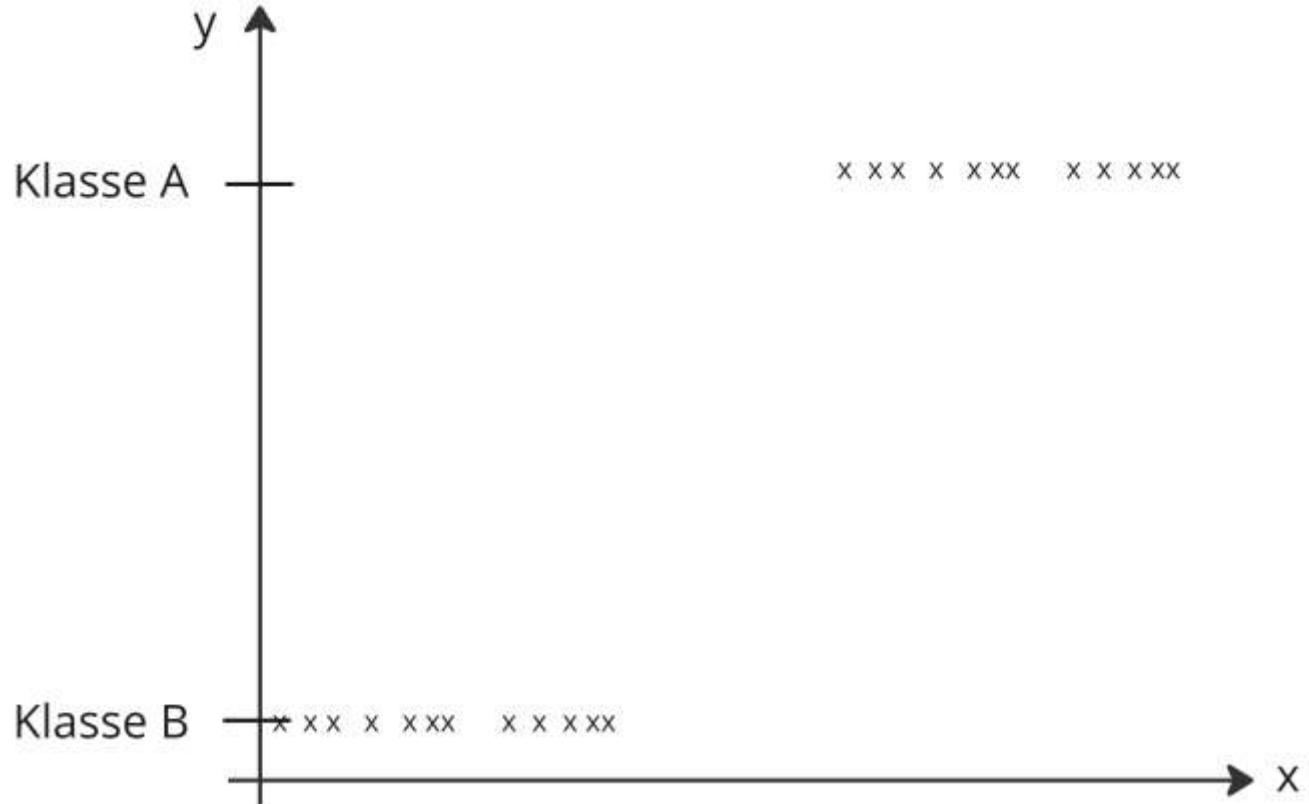
Logistische Regression – das Prinzip



 Gegeben:

y: Label

x: Feature



Logistische Regression – das Prinzip



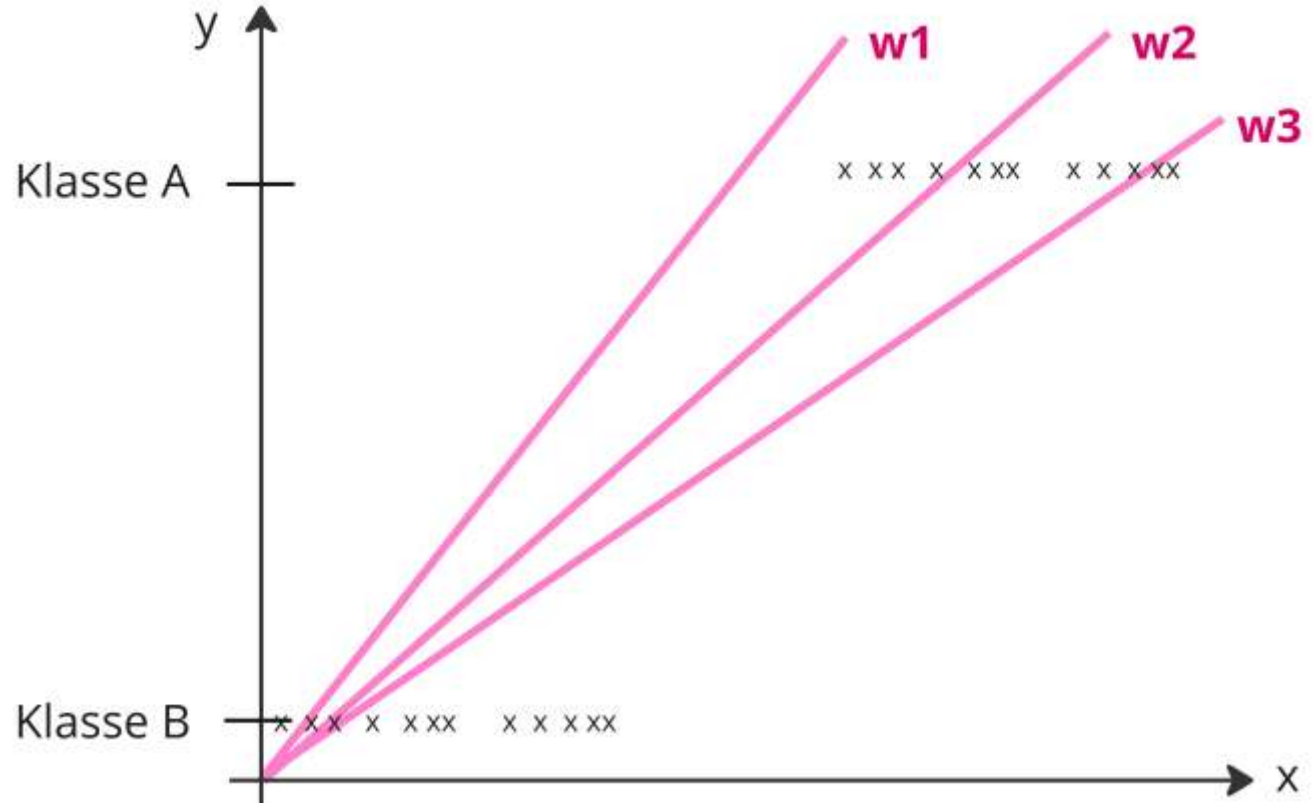
⚙️ Gesucht:

$$y = w * x$$

w: Weight

Training

Finde w



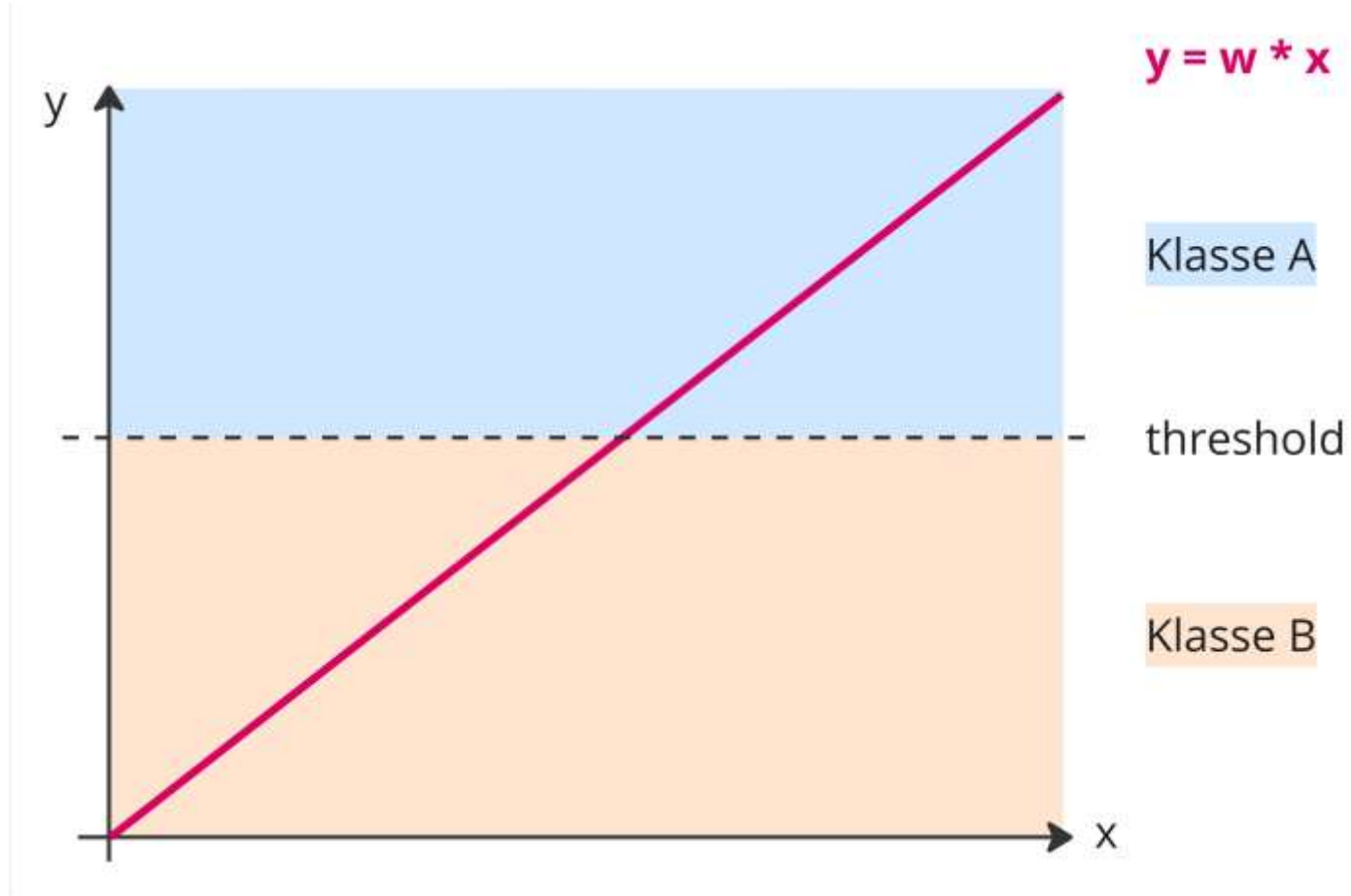
Logistische Regression – das Prinzip



⚙️ Modell:

$$y = w * x$$

Falls $y >$
threshold:
Klasse A;
sonst Klasse B

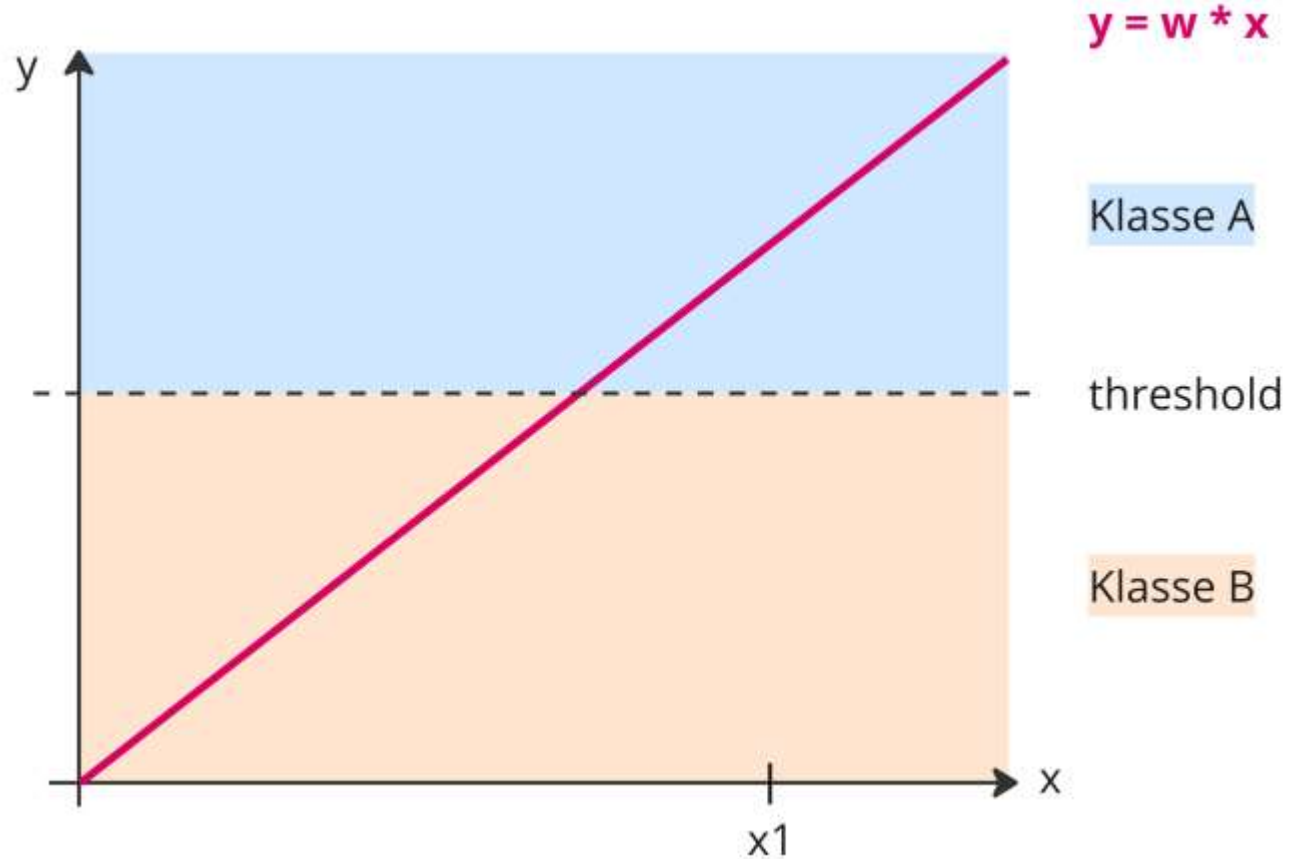


Logistische Regression – das Prinzip



Vorhersage:
 x , w gegeben
finde y

Bsp: x_1

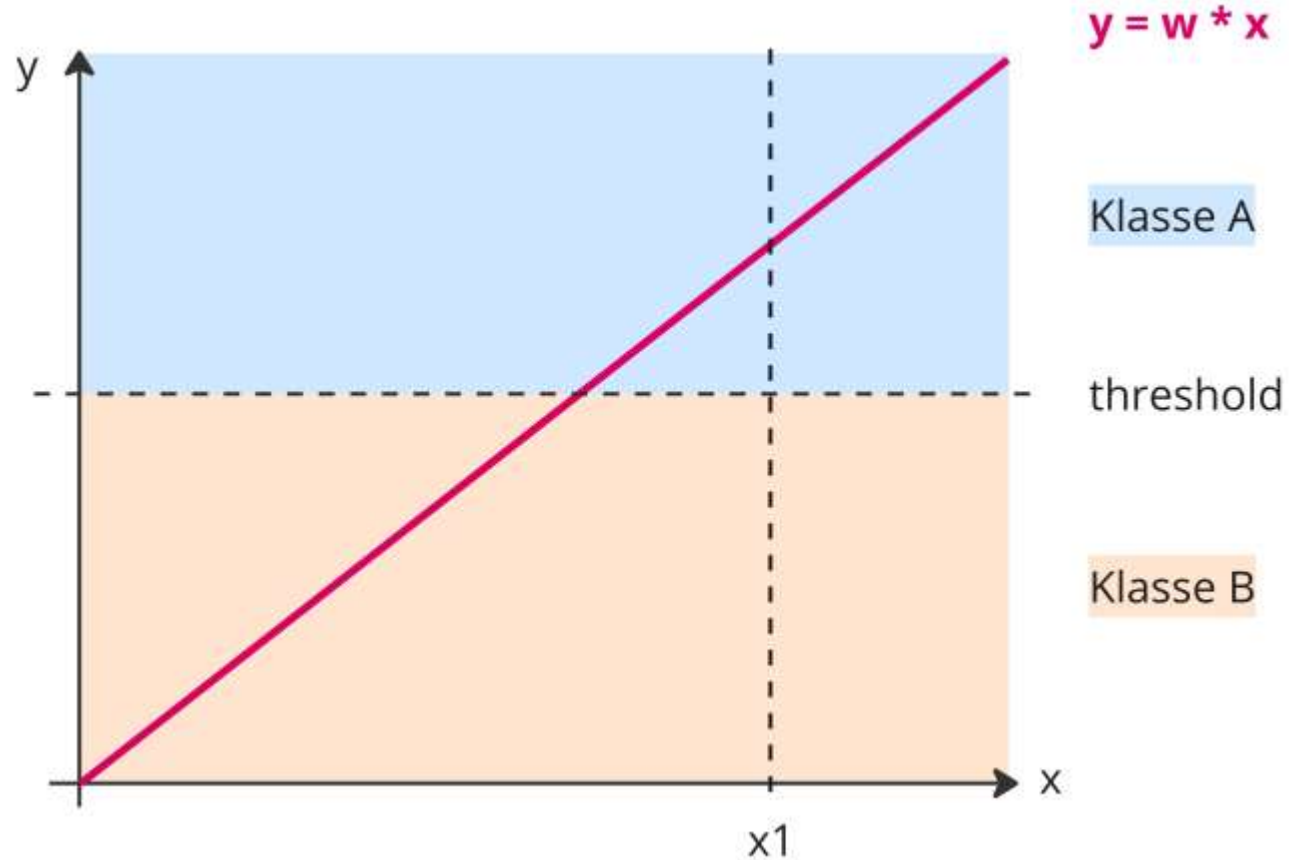


Logistische Regression – das Prinzip



Vorhersage:
 x , w gegeben
finde y

Bsp: x_1



Logistische Regression – das Prinzip

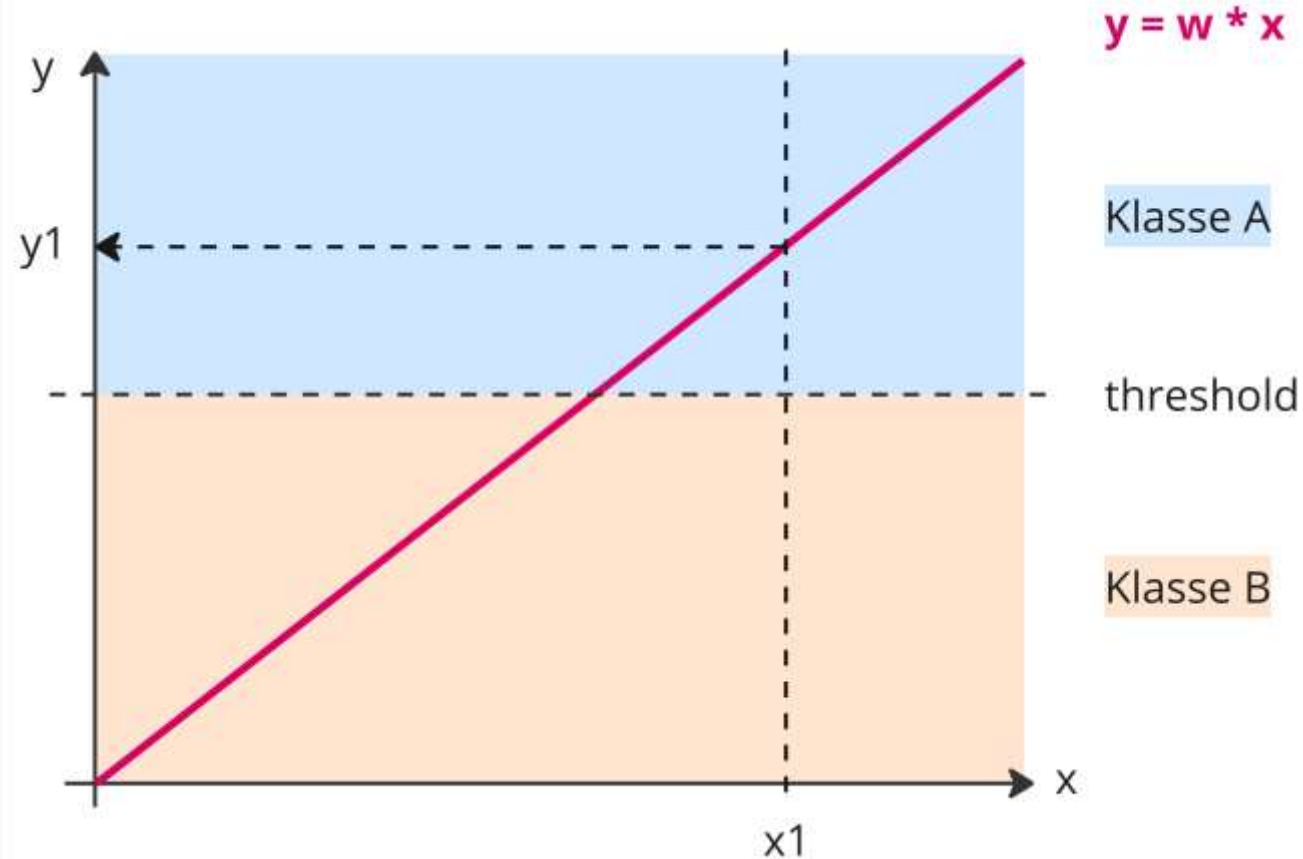


y gefunden!

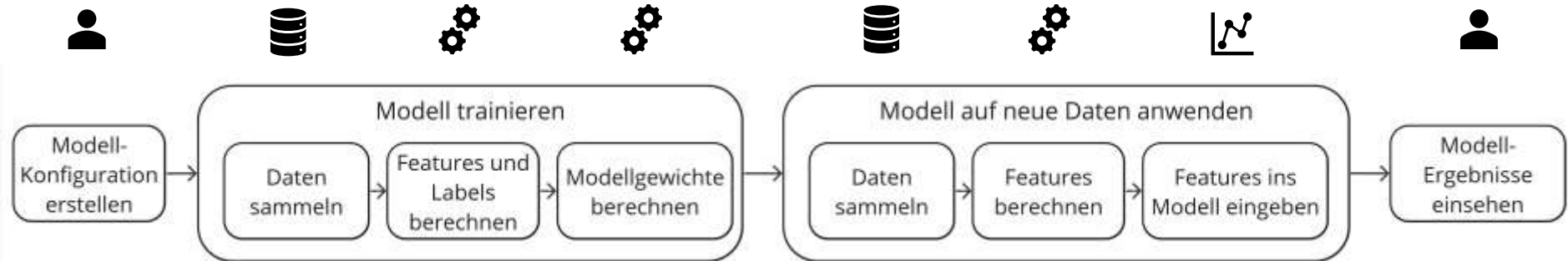
Da $y_1 >$

threshold:

Klasse A







Als Diagramm: Moodle's Learning Analytics Funktion



Evaluationsmodus



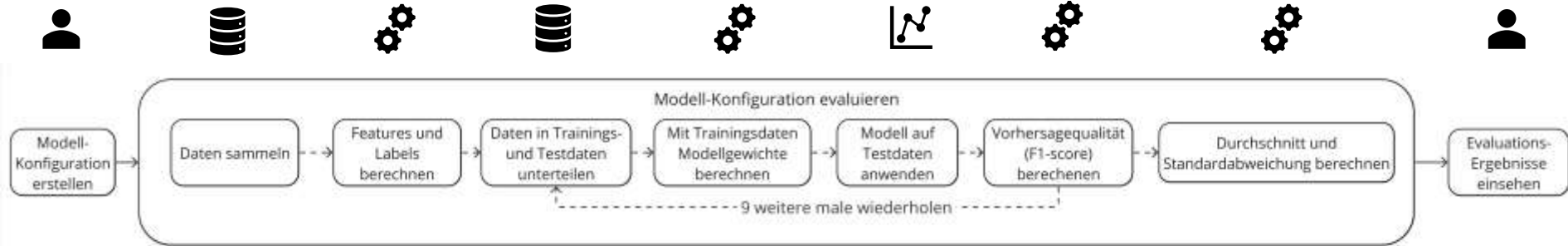
1. Verhaltensdaten der Lernenden aus abgeschlossenen Kursen werden gesammelt 
2. Indikatoren und Zielvariablen werden berechnen 
3. Daten werden in Trainings- und Testdaten aufgeteilt 
4. Mit Trainingsdaten: Modell wird trainiert 

Evaluationsmodus



5. Mit Testdaten: Modell + Indikatoren = Vorhersagen für Zielvariablen A small black icon of a line graph with three data points and connecting lines.
6. F1-Score wird aus vorhergesagten und tatsächlichen Zielvariablen berechnet A small black icon of two interlocking gears.
7. Schritte 1 – 6 werden insg. 10 mal ausgeführt A small black icon of two interlocking gears.
8. Ich sehe den F1-Score und seine Standardabweichung ein A small black icon of a person's head and shoulders.

Evaluationsmodus





Allgemeine Seiteneinstellungen

Analytics
`enableanalytics`

Default: Yes

Analytics models, such as 'Students at risk of dropping out' or 'Upcoming activities due', can generate predictions, send insight notifications and offer further actions such as messaging users.



Learning Analytics Einstellungen

Analytics processes
execution via command
line only
analytics | onlycli

Default: Yes

Analytics processes such as evaluating models, training machine learning algorithms or getting predictions may take some time. They run as cron tasks or may be forced via command line. If disabled, analytics processes can be run manually via the web interface.

Analysis time limit per
model
analytics | modeltimelimit

20 minutes Default: 20 minutes

This setting limits the time each model spends analysing the site contents.

Keep analytics
calculations for
analytics | calclifetime

35 days Default: 35 days

This specifies the length of time you want to keep calculation data - this will not delete predictions, but deletes the data used to generate the predictions. Using the default option here is best as it keeps your disk usage under control, however if you are using calculation tables for other purposes you may want to increase this value.

Einstellungen



Modellkonfiguration

Enabled

Target: Students at risk of dropping out

Indicators:

- × Course accessed after end date
- × Course accessed before start date
- × Any write action in the course
- × Read actions amount
- × Completion tracking enabled

Einstellungen



Scheduled Tasks (Server Einstellungen)

Predict models <code>\tool_analytics\task\predict_models</code>	Analytic models <code>tool_analytics</code>			Never Run now	ASAP	0	12	*	*	*	0	Yes
Train models <code>\tool_analytics\task\train_models</code>	Analytic models <code>tool_analytics</code>			Never Run now	ASAP	0	15	*	*	*	0	Yes



Zeit zum Ausprobieren.



Alle Einstellungen finden, Modellkonfiguration ändern, eigene Modellkonfiguration erstellen, Modellkonfiguration evaluieren, Modell trainieren.

Ergebnisse einsehen



Students at risk of dropping out




- Send message
- Accept
- Not applicable
- Incorrectly flagged

Description	Actions
<input type="checkbox"/>  Augustus Arai	

Prediction details

Time predicted	Friday, 8 November 2019, 7:00 PM
Analysis interval	Monday, 21 October 2019, 12:00 AM to Friday, 8 November 2019, 1:06 PM

Indicators

Course accessed after end date	 No
Course accessed before start date	 No
Any write action in the course	 No



Kurze Pause!

Ethische Risiken bei Learning Analytics Systemen

Gender Shades

Buolamwini, Joy and
Gebru, Timnit (2018).

*Gender Shades:
Intersectional Accuracy
Disparities in
Commercial Gender
Classification.*

gendershades.org



Gender Shades Ergebnisse



KI für Gesichts-
klassifizierung
getestet



Gender Classifier	Darker Male	Darker Female	Lighter Male	Lighter Female	Largest Gap
 Microsoft	94.0% 	79.2% 	100% 	98.3% 	20.8% 
 FACE++	99.3% 	65.5% 	99.2% 	94.0% 	33.8% 
 IBM	88.0% 	65.3% 	99.7% 	92.9% 	34.4% 

Quelle: gendershades.org



Learning Analytics Beispiel 1



Most models show significant differences in accuracy between the sub-groups. Depending on the measure, model accuracy was sometimes higher for female and sometimes for male students. With one exception (EO for SVM), it was always better for students without disability. Interestingly, all models predicted below average pass-rates for female course participants, where they were higher in reality. NB and kNN models over-estimated pass-rate for disabled students, SVM strongly underestimated it. The reason for the differences in model fairness cannot be explained at this level of analysis, since the models work as black-box implementations.

Quelle: Riazzy & Simbeck (2019). Predictive Algorithms in Learning Analytics and their Fairness. In: Niels Pinkwart, Johannes Konert (Hrsg.): Die 17. Fachtagung Bildungstechnologien, Lecture Notes in Informatics (LNI), Gesellschaft für Informatik, Bonn.

Learning Analytics Beispiel 2



... tional behavior. We can see that even though the classifier performs well on the whole dataset, in some subgroups it does not. Particularly for the students described by descriptions like “D: Region = MA, Gender = female, Educational status=COLLEGE NO DEGREE”, the classifier performs poorly on the prediction task at hand: the support vector machine has trouble predicting the study success of Massachusetts women without a college degree. Hence, this group requires a more sophisticated classifier.

Quelle: Du, Duivensteijn et. al (2019). ELBA: Exceptional Learning Behavior Analysis. In: Proceedings of the 11th International Conference on Educational Data Mining, Raleigh, NC.



Learning Analytics Beispiel 3

She Was **Falsely Accused** of Cheating With AI – And She

UC Davis student Louise Stivers by
root out essays and exams comple

BY MILES KLEE

AI Detection Tools **Falsely Accuse** International Students of Cheating

Stanford study found AI detectors are biased against non-native
English speakers

By [Tara Garcia Mathewson](#)

August 14, 2023 08:00 ET

Some universities are ditching AI detection software amid fears
students could be **falsely accused** of cheating by using ChatGPT



Kontext eines Learning Analytics Systems





Welche Risiken könnten bei Learning Analytics Systemen bestehen?

Was könnte uns bei der Einführung eines solchen Systems auf die Füße fallen?



Risiken eines Learning Analytics Systems

betreffen seine...



Robustheit



Transparenz



Fairness

Risiko: Unzureichende Robustheit



- Modell basiert auf falschen/ unzureichenden Annahmen
→ Aussagekraft eingeschränkt.
- Evaluation des Modells fehlerhaft
→ Richtigkeit nicht korrekt angegeben
- Modell kann nicht mit außergewöhnlichen/ unvorhergesehenen Fällen umgehen
- Modell kann manipuliert werden

Risiko: Unzureichende Transparenz



- **Entscheidungen/ Entscheidungssicherheit nicht nachvollziehbar**
→ man kann nicht angemessen mit Vorhersagen umgehen
- **Evaluation nicht nachvollziehbar**
→ nicht vertrauenswürdig
- Beteiligten wissen nicht, dass **Modell verwendet** wird/ wie **welche Daten verwendet** werden
→ man kann nicht angemessen mit Modell umgehen

Risiko: Unzureichende Fairness



- Einsatz des Modells nicht mit **geltenden ethischen Grundsätzen** (z.B. Hochschulrichtlinien) vereinbar
- Modell hat **negative Auswirkungen** auf Beteiligte/ Gesellschaft/ Umwelt, z.B. Benachteiligung/ Ressourcenverbrauch
- Fehlerhafte Entscheidungen können **nicht von Hand korrigiert** werden

Anforderungen an...



Konzeption

- Vereinbar mit Grundsätzen
- Beachtet unterschiedliche Bedürfnisse
- Sinnvolle Annahmen

Entwicklung

- Entwicklung beachtet Risiken
- Regelmäßig aktualisiert

Evaluation

- Nachvollziehbare Evaluation
- Valide Evaluation
- Beachtet ungewöhnliche Fälle
- Manipulation nachweisbar schwierig

Einsatz

- Keine Benachteiligung
- Verwendung Modell / Daten bekannt
- Nachvollziehbare Ergebnisse
- Unsicherheit transparent
- Überschreibbar
- Angemessen in Anbetracht der Risiken



Kurze Pause!



Welche dieser Anforderungen an Learning Analytics werden in Moodle erfüllt?

Konzeption

1. Vereinbar mit Grundsätzen
2. Beachtet unterschiedliche Bedürfnisse

Entwicklung

3. Regelmäßig aktualisiert

Evaluation

4. Nachvollziehbare Evaluation

Einsatz

5. Verwendung Modell/Daten bekannt
6. Nachvollziehbare Ergebnisse
7. Unsicherheit transparent
8. Überschreibbar



Welche der Anforderungen werden von meinem Modell erfüllt?

Konzeption

1. Sinnvolle Annahmen

Entwicklung

2. Entwicklung beachtet Risiken

Evaluation

3. Valide
4. Beachtet ungewöhnliche Fälle

Einsatz

5. Keine Benachteiligung

Tool: LaLA Moodle Plugin

<https://bit.ly/23lala>



Let(')s audit Learning Analytics

General Users Courses Grades Plugins Appearance Server More ▾

"Let(')s audit Learning Analytics" (LaLA) enables the retrieval of [evidence](#) for your [audit](#) of a [Moodle Learning Analytics](#) model. Model configurations continue to be managed by Moodle administrators on the [Learning Analytics](#) page.

Learn more about using LaLA in the [Quick Start guide](#).

config1/0

create new version

automatically ▾

course_dropout
 mlbackend_php
 all contexts
 \core\analytics\indicator\any_access_after_end, [display more](#)

student_enrolments
 quarters



Monday, 4 September 2023, 8:07 AM
Train: 80%, Test: 20%
all contexts

Monday, 4 September 2023, 8:14 AM

dataset_anonymized
 Mon, 4 Sept 23, 08:07:58
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:26

training_dataset
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:26
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:26

test_dataset
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:26
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:26

model
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:26
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32

predictions_dataset
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32

related_data_anonymized
(user_enrolments)
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32

related_data_anonymized
(enrol)
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32

related_data_anonymized
(course)
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32

related_data_anonymized
(role)
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32

related_data_anonymized
(user)
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32
 Mon, 4 Sept 23, 08:14:32

hide evidence



Zeit zum Ausprobieren.

LaLA verwenden um ein Modell zu trainieren
und zu testen.

Zusammenfassung: Audit-Methode



Audit-Prozess pro Learning Analytics Modell:

- Risiken identifizieren
- Anforderungen aufstellen
- Anforderungen prüfen

The collage consists of several overlapping slides:

- Top slide (blue background):** "Welche Risiken könnten bei Learning Analytics Systemen bestehen?"
- Middle slide (white background):** "Anforderungen an..." with a table:

Konzeption	Evaluation	Einsatz
<ul style="list-style-type: none">• Vereinbar mit Grundsätzen• Beachtet unterschiedliche	<ul style="list-style-type: none">• Nachvollziehbare Evaluation• Valide Evaluation• Beachtet	<ul style="list-style-type: none">• Keine Benachteiligung• Verwendung Modell / Daten bekannt• Nachvollziehbare
- Bottom slide (blue background):** "Welche dieser Anforderungen an Learning Analytics werden in Moodle erfüllt?" with a table:

Konzeption	Entwicklung	Einsatz
<ol style="list-style-type: none">1. Vereinbar mit Grundsätzen2. Beachtet unterschiedliche Bedürfnisse	<ol style="list-style-type: none">3. Regelmäßig aktualisiert	<ol style="list-style-type: none">5. Verwendung Modell/ Daten bekannt6. Nachvollziehbare Ergebnisse7. Unsicherheit transparent8. Überschreibbar
	Evaluation <ol style="list-style-type: none">4. Nachvollziehbare Evaluation	

Abschlussrunde

Planst du, Moodle Learning Analytics einzusetzen?

Was nimmst du aus dem Workshop mit?

Wurden deine Erwartungen an den Workshop erfüllt?

Vielen Dank.

Linda Fernsel

Projekt „Fair Enough?“

Forschungsgruppe Informatik und Gesellschaft

iug.htw-berlin.de/projekte/fair-enough/

fernse1@htw-berlin.de

www.htw-berlin.de



htw.

Hochschule für Technik
und Wirtschaft Berlin

University of Applied Sciences