

Erklärung von Klassifikatoren des maschinellen Lernens  
durch vielfältige kontrafaktische Erklärungen

Explaining Machine Learning Classifiers through Diverse Counterfactual Explanations

Fabian Wagner

Seminar

Betreuer: Prof. Dr. Jörn Schneider, Marvin Schneider

Trier, 11.02.2026

---

## **Kurzfassung**

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>1 Einleitung und Problemstellung .....</b>	1
<b>2 Theoretische Grundlagen .....</b>	2
2.1 Grundlegende Begriffe .....	2
2.2 Definition von DiCE .....	3
<b>3 Methodisches Vorgehen .....</b>	4
3.1 Zentrale Konzepte .....	4
3.2 Optimierung der Counterfactuals .....	5
<b>4 Evaluation der Methode .....</b>	7
4.1 Evaluationsmetriken .....	7
4.2 Bewertung .....	8
<b>5 Anwendbarkeit und Bedeutung in der Praxis .....</b>	9
5.1 Relevanz in der Praxis .....	9
5.2 Demonstration eines Beispiels .....	9
<b>6 Zusammenfassung und Ausblick .....</b>	10
<b>Literaturverzeichnis .....</b>	11
<b>Eigenständigkeitserklärung .....</b>	12

# 1

---

## Einleitung und Problemstellung

Künstliche Intelligenz etabliert sich zu einem festen Bestandteil der Arbeitswelt und dem Alltag. Neben dem Einsatz als Chatbot oder Assistenten treffen KI-Systeme vermehrt Entscheidungen, welche folgenschwere Konsequenzen auf das Leben haben. Die Nachvollziehbarkeit einer solchen Entscheidung ist für den sicheren und fairen Einsatz von KIs von zentraler Bedeutung. Erklärbare KI (xAI) befasst sich mit der Fragestellung die getroffene Klassifikation einer KI für den Menschen verständlich und nachvollziehbar zu machen.

Ziel der Seminararbeit ist die Analyse und Evaluation der Methodik von DiCE [MST20] sowie die Bewertung für die Anwendbarkeit der Methode in der Praxis. Der Ansatz von DiCE beruht auf der Erklärung durch Beispiele, die ähnlich zur ursprünglichen Eingabe sind, jedoch nicht zur gleichen Klassifikation durch die KI führen. Als erstes werden grundlegende Begriffe erklärt, welche für das Verständnis der Arbeit notwendig sind. Anschließend wird das methodische Vorgehen von DiCE untersucht. Hierzu werden die Konzepte Diversity, Proximity, Sparsity, User Constraints sowie Feasibility erläutert und deren Abhängigkeiten betrachtet. Die Bewertung von DiCE erfolgt mithilfe von Evaluationsmetriken für die einzelnen Konzepte, welche zuvor definiert werden. Weiterhin wird ein Beispiel demonstriert, an dem die Verständlichkeit einer solchen Erklärung durch Counterfactuals verdeutlicht werden soll. Abschließend folgt eine Zusammenfassung und kritische Diskussion der vorgestellten Methodik.

## 2

---

# Theoretische Grundlagen

In diesem Kapitel werden zunächst wichtige Begriffe aus dem Bereich der erklärbaren KI vorgestellt und in dem Kontext von DiCE erläutert.

## 2.1 Grundlegende Begriffe

Ein **Modell des maschinellen Lernens** (ML-Modell) ist ein algorithmisches System, das mit Trainingsdaten zur Erkennung von Mustern durch überwachtes, unüberwachtes, halbüberwachtes oder bestärkendes Lernen trainiert wurde. Anschließend kann das Modell unbekannte Eingabedaten auf Basis des gelernten Wissens verarbeiten und klassifizieren.

Die Eingabe erfolgt in Form eines sogenannten **Feature-Vektors**, wobei die Dimension gleich der Anzahl an kategorischen und numerischen Merkmalen ist. Das Ergebnis erfolgt über die Angabe einer **Klasse**, zu der eine Eingabe durch das ML-Modell zugeordnet wurde. Die **ursprüngliche Eingabe** bezeichnet den unveränderten Feature Vector, welcher in einer **unerwünschten Klasse** resultiert. Eine **kontrafaktische Erklärung**, auch **Counterfactual** (CF) genannt, ist ein verändertes Gegenbeispiel der Eingabe, welches so gewählt wird, dass nicht die ursprünglich erhaltene, unerwünschte Klasse das Ergebnis ist, sondern eine andere Klasse. Diese erwünschte Klasse wird als **CF Klasse** bezeichnet.[MST20]

Bei ML-Modellen wird zwischen **Black-Box-** und **White-Box-Modellen** unterschieden. Black-Box-Modelle sind schwer erklärbar und für Domänenexperten unverständlich, sodass ein Ergebnis nicht nachvollziehbar für einen Menschen ist. Als White-Box-Modelle werden hingegen ML-Modelle bezeichnet, die erklärbare und nachvollziehbare Resultate liefern.[LG19]

Ein **globaler** Erklärungsansatz verfolgt das Ziel, das gesamte Entscheidungsverhalten eines ML-Modells zu verstehen. Im Gegensatz dazu verfolgen **lokale** Ansätze das Ziel ein Modell in einem eingeschränkten, weniger komplexen Lösungsraum zu erklären.[BATGL<sup>+</sup>19]

## 2.2 Definition von DiCE

**Diverse Counterfactual Explanations** (DiCE) ist ein Erklärungsansatz, um Entscheidungen von ML-Modellen für den Menschen verständlich zu machen. Es handelt sich um ein lokales, post-hoc Verfahren für Black-Box-Modelle. Die Erklärung des Modells findet somit nach der Trainingsphase statt und dient lediglich der Bewertung, Nachvollziehbarkeit sowie dem Aufzeigen von Schwächen oder einem Bias in den Ausgaben des Modells. DiCE generiert zu einer Eingabe verschiedene Counterfactuals, um dem Anwender aufzuzeigen, welche Parameter sich für eine andere Klassifikation durch das ML-Modell ändern müssen. Die Counterfactuals werden so generiert, dass sie möglichst unterschiedlich sind, dabei jedoch möglichst nahe an der ursprünglichen Eingabe bleiben.[MST20]

# 3

---

## Methodisches Vorgehen

In diesem Kapitel werden die zentralen Konzepte von DiCE betrachtet, welche zur Generierung der Counterfactuals benötigt werden. Darunter fallen Proximität, Diversität und Sparsität. Abschließend wird die Verlustfunktion als Möglichkeit der Optimierung von Counterfactuals untersucht.

### 3.1 Zentrale Konzepte

**Diversität** beschreibt, wie sich generierten Counterfactuals voneinander unterscheiden. Eine hohe Vielfältigkeit zeigt dem Anwender nicht nur mehrere Möglichkeiten zum Erreichen einer anderen Klassifikation auf, wodurch sich die Machbarkeit erhöht, sondern lässt auch größere Rückschlüsse auf das Entscheidungsverhalten des ML-Modells schließen. Um Diversität zu berücksichtigen, wird in DiCE das Konzept der **Determinantal Point Processes** (DPP) verwendet, um das *Subset Selection Problem* zu lösen. Das Problem beschreibt dabei die Auswahl von wenigen CFs aus einer unendlich großen Menge an möglichen Beispielen, welche zeitgleich gültig als auch divers sind. In Gleichung 3.1 beschreibt  $dist(c_i, c_j)$  die Distanz zwischen zwei Counterfactuals. Somit führt eine kleine Ähnlichkeit  $K_{i,j}$  der CFs zu einer großen Determinante  $det(K)$  und Maximierung der Diversität.[MST20, KT<sup>+</sup>12]

$$dpp\_diversity = det(K), \text{ mit } K_{i,j} = \frac{1}{1 + dist(c_i, c_j)} \quad (3.1)$$

Diversität alleine ist nicht ausreichend, um einem Anwender eine Erklärung zu geben. Die generierten CFs sollten nicht nur unterschiedlich sein, sondern müssen möglichst nah an der ursprünglichen Eingabe sein. Diese **Proximität** ist für die Machbarkeit von zentraler Bedeutung, da Anwender den meisten Nutzen aus ähnlichen Counterfactuals erhalten. Die Proximität eines CFs ergibt sich aus der negativen Distanz zwischen dem Counterfactual  $c_i$  und dem Eingabevektor  $x$ . Eine geringe Distanz resultiert in einer hohen Proximität. Die Berechnung der mittleren Proximität einer Menge von CFs ist in Gleichung 3.2 dargestellt.[MST20]

$$Proximity = -\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k dist(c_i, x) \quad (3.2)$$

Eine weitere Eigenschaft für die Machbarkeit oder auch Umsetzbarkeit der kontrafaktischen Beispiele ist die **Sparsität**. Nach der Proximität ist auch ein Counterfactual nahe an einer Eingabe, wenn jeder Vektoreintrag minimal geändert wird. Dies ist zwar mathematisch korrekt, vernachlässigt aber den Umstand der Machbarkeit für einen Anwender. Ein Counterfactual ist einfacher umzusetzen, wenn sich möglichst wenige Eigenschaften ändern. Sparsität wird über die Anzahl an unterschiedlichen Eigenschaften zwischen Eingabe und Counterfactual gemessen.[MST20]

Weiterhin ist zu beachten, dass zwar ein Counterfactual ähnlich zu dem ursprünglichen Feature-Vektor sein kann, jedoch für den Anwender nicht umsetzbar ist. Aus diesem Grund muss es die Möglichkeit geben, den Wertebereich von Eigenschaften einzuschränken und zum anderen die Änderung von Eigenschaften vollständig zu verhindern.[MST20]

## 3.2 Optimierung der Counterfactuals

DiCE hat das Ziel eine Menge an  $k$  Counterfactuals für einen Eingabevektor  $x$  zu finden. Um die optimale Menge  $C(x)$  zu ermitteln, wird die **Verlustfunktion** in Gleichung 3.3 verwendet und nach den Argumenten gesucht, welche die Gesamtfunktion minimieren. Die Optimierung wird über ein Gradientenabstiegsverfahren realisiert, wobei die  $k$  Counterfactuals zufällig initialisiert werden.[MST20]

$$C(x) = \arg \min_{c_1, \dots, c_k} \underbrace{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k yloss(f(c_i), y)}_{\text{Term 1: Gültigkeit}} + \underbrace{\frac{\lambda_1}{k} \sum_{i=1}^k dist(c_i, x)}_{\text{Term 2: Proximität}} - \underbrace{\lambda_2 \cdot dpp\_diversity(c_1, \dots, c_k)}_{\text{Term 3: Diversität}} \quad (3.3)$$

Der erste Term beschreibt den mittleren Gültigkeitsfehler, wobei  $yloss(.,.)$  die Distanz zwischen der Vorhersage  $f(c_i)$  des ML-Modells für das Counterfactual  $c_i$  und dem gewünschten Ergebnis  $y$  misst. Die Minimierung dieses Terms führt dazu, dass die generierten Counterfactuals auch valide sind und in der gewünschten Klasse liegen. Für die Funktion  $yloss$  wird eine Hinge-Loss-Funktion verwendet, da ein Counterfactual nur in der gewünschten Klasse liegen muss und nicht möglichst nah am Ziel  $y$  liegen muss. [MST20]

Die Minimierung des zweiten Terms maximiert die Proximität der Counterfactuals  $c_i$ , sodass diese möglichst ähnlich zum ursprünglichen Eingabevektor  $x$  sind. Über den Parameter  $\lambda_1$  kann der Einfluss der Proximität auf das Gesamtergebnis variiert werden. Ein großes  $\lambda_1$  erhöht die Wichtigkeit der Proximität erhöht, sodass die generierten Counterfactuals ähnlicher zu der Eingabe sind. Kategorische Features verwenden eine 0/1-Funktion, sodass in einem Counterfactual geänderte Features mit 1 und unveränderte Features mit 0 gekennzeichnet werden. Kontinuierliche Features verwenden eine  $l_1$ -Distanz, welche durch den Median der absoluten Abweichungen (MAD) dividiert wird. Dies skaliert die Distanz, um Änderungen fair zu gewichten. [MST20]

Um die Gesamtfunktion zu minimieren, muss der dritte Term maximiert werden. Die Gewichtung der Diversität wird mithilfe von  $\lambda_2$  festgelegt, wobei eine Erhöhung des Parameters die Unterschiede zwischen den Counterfactuals erhöht. [MST20]

Die Verlustfunktion bestimmt eine optimale Menge an Counterfactuals bezüglich Gültigkeit, Proximität und Diversität, vernachlässigt jedoch die Sparsität. Aus diesem Grund erfolgt eine Nachbearbeitung der CFs, um die Sparsität zu erhöhen. Dazu wird ein Greedy-Algorithmus verwendet, welcher jedes Counterfactuals einzeln betrachtet. Der Algorithmus versucht jedes kontinuierliche Feature des CFs  $c_i$  auf den Wert des ursprünglichen Eingabevektors  $x$  zurückzusetzen, ohne dass sich die Vorhersage des ML-Modells  $f(c_i)$  ändert. Dabei wird das Zurücksetzen zuerst bei Features mit geringen Änderungen versucht.[MST20]

## 4

---

# Evaluation der Methode

## 4.1 Evaluationsmetriken

- macht dice auch das was es soll (löst es das problem) - wie gut ist es? - wie lauten die Metriken welche zur auswertung verwendet wurden? - sind die metriken sinnvoll und gut?

- distanzfunktionen in grundlagen kapitel oder hier lassen?

$$dist\_cont(c, x) = \frac{1}{d_{cont}} \sum_{p=1}^{d_{cont}} \frac{|c^p - x^p|}{MAD_p} \quad (4.1)$$

$$dist\_cat(c, x) = \frac{1}{d_{cat}} \sum_{p=1}^{d_{cat}} I(c^p \neq x^p) \quad (4.2)$$

- Validity

$$\%ValidCFs = \frac{|\{\text{unique instances in } Cs.t.f(c) > 0.5\}|}{k} \quad (4.3)$$

- Proximity

$$ContinuousProximity : -\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k dist\_cont(c_i, x) \quad (4.4)$$

$$CategoricalProximity : 1 - \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k dist\_cat(c_i, x) \quad (4.5)$$

- Sparsity

$$Sparsity : 1 - \frac{1}{kd} \sum_{i=1}^k \sum_{l=1}^d 1_{[c_i^l \neq x_i^l]} \quad (4.6)$$

- Diversity

$$Diversity : \Delta = \frac{1}{C_k^2} \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k dist(c_i, c_j) \quad (4.7)$$

- Count-Diversity

$$\text{Count-Diversity} : \Delta = \frac{1}{C_k^2 d} \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \sum_{l=1}^d 1_{[c_i^l \neq c_j^l]} \quad (4.8)$$

## 4.2 Bewertung

- ist DICE besser als zb LIME? - Gründe für die Unterschiede

# **5**

---

## **Anwendbarkeit und Bedeutung in der Praxis**

### **5.1 Relevanz in der Praxis**

### **5.2 Demonstration eines Beispiels**

# **6**

---

## **Zusammenfassung und Ausblick**

- zusammenfassung - Herausforderungen - wo liegen die grenzen von dice? - was ist problematisch und was benötigt weitere forschung

---

## Literaturverzeichnis

- BATGL<sup>+</sup>19. BARREDO ARRIETA, ALEJANDRO, SIHAM TABIK, SALVADOR GARCÍA LÓPEZ, DANIEL MOLINA CABRERA, FRANCISCO HERREIRA TRIGUERO, NATALIA ANA DÍAZ RODRÍGUEZ et al.: *Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI*. 2019.
- KT<sup>+</sup>12. KULESZA, ALEX, BEN TASKAR et al.: *Determinantal point processes for machine learning*. Foundations and Trends® in Machine Learning, 5(2–3):123–286, 2012.
- LG19. LOYOLA-GONZÁLEZ, OCTAVIO: *Black-Box vs. White-Box: Understanding Their Advantages and Weaknesses From a Practical Point of View*. IEEE Access, 7:154096–154113, 2019.
- MST20. MOTHILAL, RAMARAVIND K, AMIT SHARMA und CHENHAO TAN: *Explaining machine learning classifiers through diverse counterfactual explanations*. In: *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, Seiten 607–617, 2020.

# A

---

## Eigenständigkeitserklärung

- Die vorliegende Arbeit wurde als Einzelarbeit angefertigt.
- Die vorliegende Arbeit wurde als Gruppenarbeit angefertigt. Mein Anteil an der Gruppenarbeit ist im untenstehenden Abschnitt *Verantwortliche* dokumentiert:
  
- Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne unzulässige Hilfe Dritter angefertigt habe. Ich habe keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt sowie wörtliche und sinngemäße Zitate als solche kenntlich gemacht. Darüber hinaus erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit in dieser oder ähnlicher Form noch nicht als Prüfungsleistung eingereicht habe.
  
- Es ist keine Nutzung von KI-basierten text- oder inhaltgenerierenden Hilfsmitteln erfolgt.
- Die Nutzung von KI-basierten text- oder inhaltgenerierenden Hilfsmitteln wurde von der/dem Prüfenden ausdrücklich gestattet. Die von der/dem Prüfenden mit Ausgabe der Arbeit vorgegebenen Anforderungen zur Dokumentation und Kennzeichnung habe ich erhalten und eingehalten. Sofern gefordert, habe ich in der untenstehenden Tabelle *Nutzung von KI-Tools* die verwendeten KI-basierten text- oder inhaltgenerierenden Hilfsmittel aufgeführt und die Stellen in der Arbeit genannt. Die Richtigkeit übernommener KI-Aussagen und Inhalte habe ich nach bestem Wissen und Gewissen überprüft.

---

Datum

Unterschrift der Kandidatin/des Kandidaten

## Nutzung von KI-Tools

KI-Tool	Genutzt für	Warum?	Wann?	Mit welcher Eingabefrage bzw. -aufforderung?	An welcher Stelle der Arbeit übernommen?
ChatGPT, DeepSeek, Gemini	Korrektur bzgl. Rechtschreibung, Grammatik und Formulierungen	Verbesserung der Textqualität	Während der gesamten Arbeit	Textabschnitte mit der Aufforderung zur Kontrolle	-