DNN-Absicherung

Ein Überblick

Gesina Schwalbe

20. Dezember 2018

Abschnitt 1

Herkömmlicher Sicherheitsnachweis

Bestandteile

Ein Sicherheitsnachweis eines Kotrollsystems kann/sollte enthalten:

Gefahren- und Risikoanalyse

Nachweise der identifizierten Sicherheitsanforderungen

Präventions-/Milderungsmaßnahmen für Entwicklung & Betrieb

Bestandteile

Ein Sicherheitsnachweis eines Kotrollsystems kann/sollte enthalten:

Gefahren- und Risikoanalyse

Nachweise der identifizierten Sicherheitsanforderungen

Präventions-/Milderungsmaßnahmen für Entwicklung & Betrieb

Bestandteile

Ein Sicherheitsnachweis eines Kotrollsystems kann/sollte enthalten:

Gefahren- und Risikoanalyse

Nachweise der identifizierten Sicherheitsanforderungen

Präventions-/Milderungsmaßnahmen für Entwicklung & Betrieb

Typische Methoden

- Gefahren-/Risikoanalyse

  Deduktiv (Rückverfolgung, d.h. starte mit Ausgabewert)
  Induktiv (Eingaberaumsuche, d.h. starte mit Eingabewerten)
  Vollständiges Testen
  Bewährtheit im Betrieb
- Prävention/Milderung

  Überwachung
  Backupsysteme
  Saubere Entwicklung
  Safety-Life-Cycle

Typische Methoden

- Gefahren-/Risikoanalyse

  Deduktiv (Rückverfolgung, d.h. starte mit Ausgabewert)
  Induktiv (Eingaberaumsuche, d.h. starte mit Eingabewerten)
  Vollständiges Testen
  Bewährtheit im Betrieb

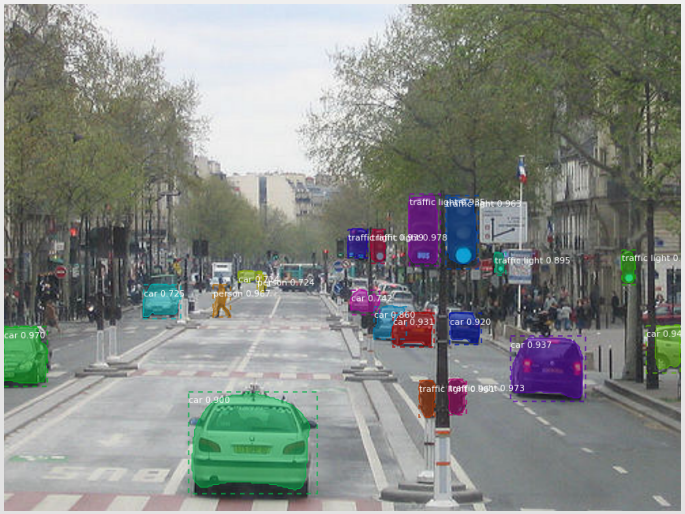
- Prävention/Milderung

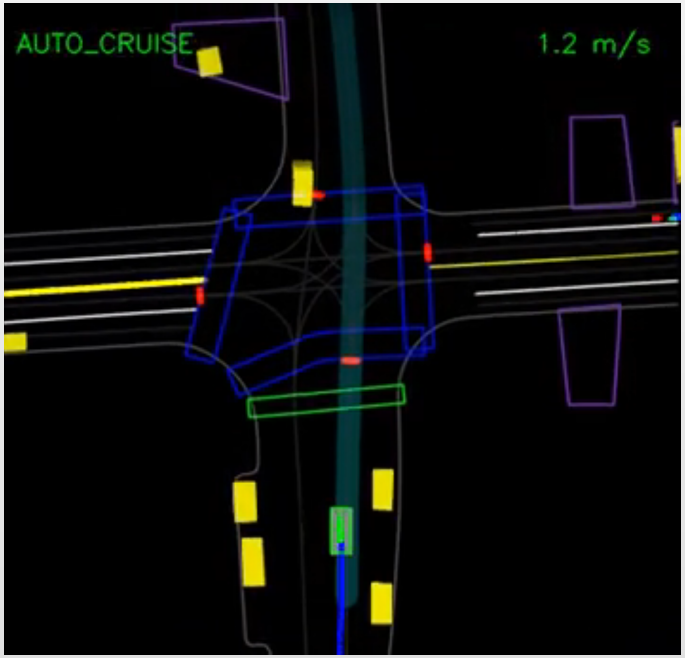
  Überwachung
  Backupsysteme
  Saubere Entwicklung
  Safety-Life-Cycle

Abschnitt 2

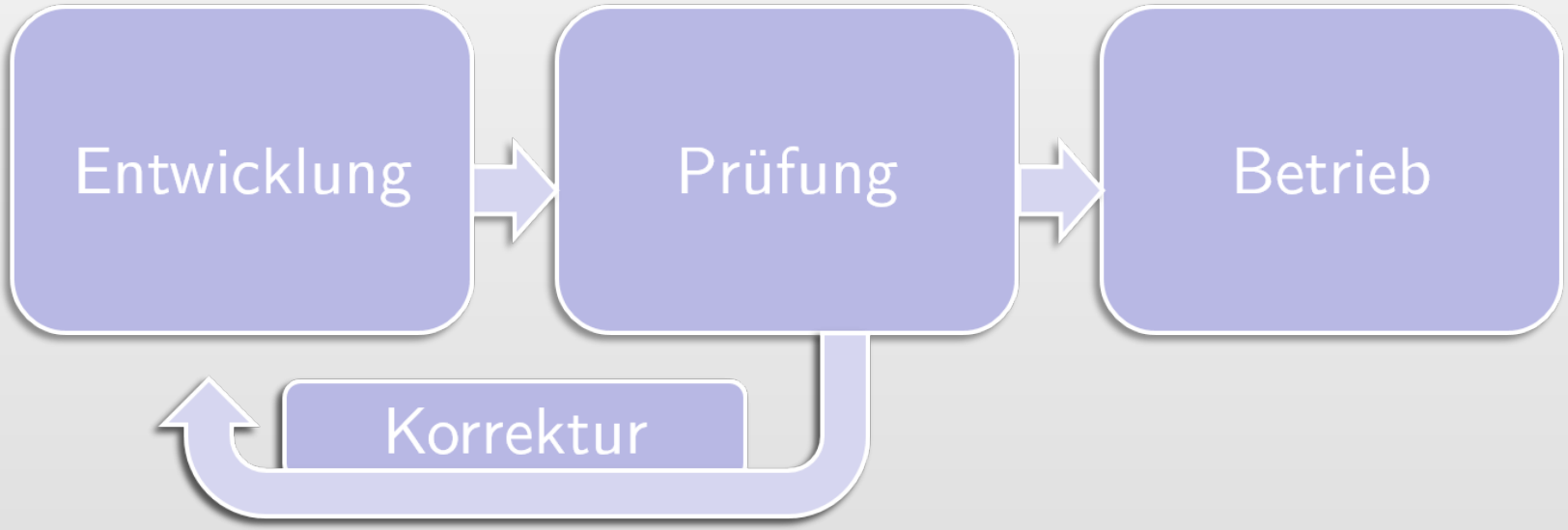
Offene Fragen für das Fehlermanagement

Wie erkennt/verhindert man Fehler frühzeitig?
Wie findet man gefährliche Fehler(ursachen)?
Wie weist man Fehlerfreiheit nach?
Wie korrigiert man Fehler?
Wie mildert/umgeht man bestehende funktionale Fehler?
Fazit

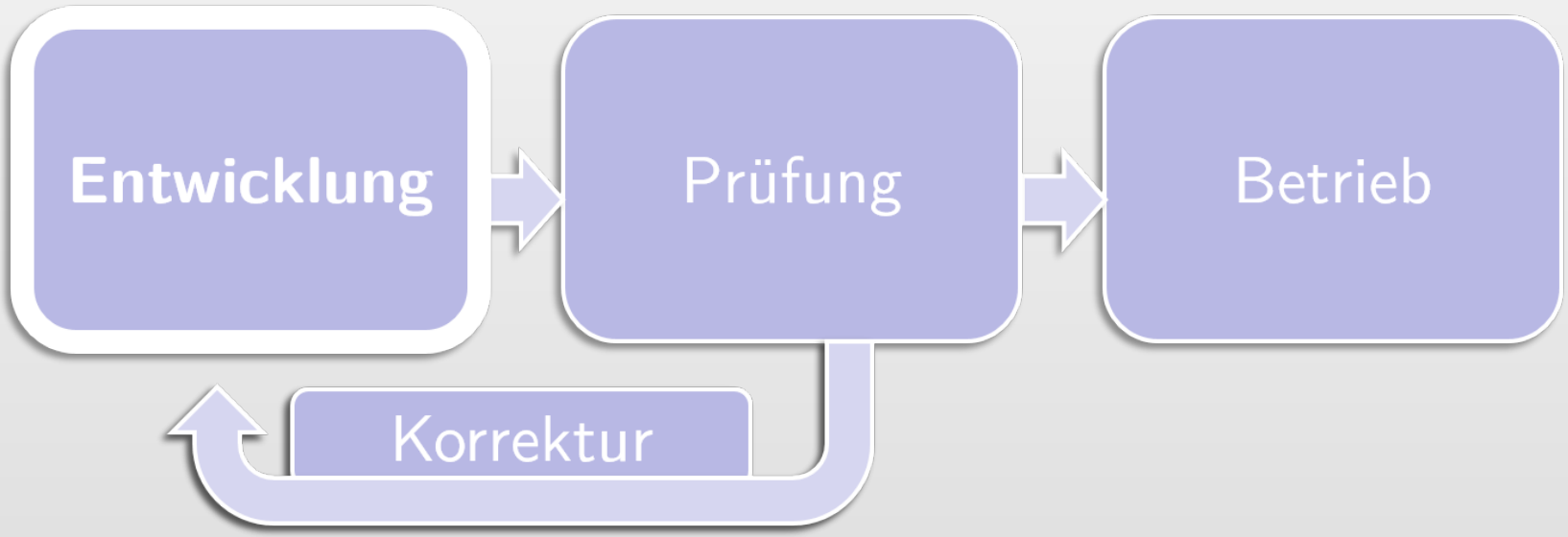




Phasen im Fehlermanagement



Wie erkennt/verhindert man Fehler frühzeitig?



Ansätze für Faustregeln und Metriken

Lern-Daten *(Datenrepräsentativität)* Betonung von Gegenbeispielen und relevanten Szenarien

Test-Daten *(Testabdeckung)* sicherheitsrelevante Testabdeckung, z.B. Concolic Testing [27]

Robustheit *(Robustheitsgrad)* Dropout, Regularisierung, Robust Manifold Ansatz, Adversarial Learning, ...

Plausibilisierung Funktionalitätsprüfung für designspezifische Probleme, z.B. Reward-Hacking

Expertenwissen *(Regelbefolgung)* einfügen

Design Faustregeln zu Loss-/Reward-Funktion, Layern, Aktivierungen, Ungewissheitsangaben ...

Ansätze für Faustregeln und Metriken

Lern-Daten *(Datenrepräsentativität)* Betonung von Gegenbeispielen und relevanten Szenarien

Test-Daten *(Testabdeckung)* sicherheitsrelevante Testabdeckung, z.B. Concolic Testing [27]

Robustheit *(Robustheitsgrad)* Dropout, Regularisierung, Robust Manifold Ansatz, Adversarial Learning, ...

Plausibilisierung Funktionalitätsprüfung für designspezifische Probleme, z.B. Reward-Hacking

Expertenwissen *(Regelbefolgung)* einfügen

Design Faustregeln zu Loss-/Reward-Funktion, Layern, Aktivierungen, Ungewissheitsangaben ...

Ansätze für Faustregeln und Metriken

Lern-Daten *(Datenrepräsentativität)* Betonung von Gegenbeispielen und relevanten Szenarien

Test-Daten *(Testabdeckung)* sicherheitsrelevante Testabdeckung, z.B. Concolic Testing [27]

Robustheit *(Robustheitsgrad)* Dropout, Regularisierung, Robust Manifold Ansatz, Adversarial Learning, ...

Plausibilisierung Funktionalitätsprüfung für designspezifische Probleme, z.B. Reward-Hacking

Expertenwissen *(Regelbefolgung)* einfügen

Design Aktivierungen, Ungewissheitsangaben ...

Ansätze für Faustregeln und Metriken

Lern-Daten *(Datenrepräsentativität)* Betonung von Gegenbeispielen und relevanten Szenarien

Test-Daten *(Testabdeckung)* sicherheitsrelevante Testabdeckung, z.B. Concolic Testing [27]

Robustheit *(Robustheitsgrad)* Dropout, Regularisierung, Robust Manifold Ansatz, Adversarial Learning, ...

Plausibilisierung Funktionalitätsprüfung für designspezifische Probleme, z.B. Reward-Hacking

Expertenwissen *(Regelbefolgung)* einfügen

Design Faustregeln zu Loss-/Reward-Funktion, Layern, Aktivierungen, Ungewissheitsangaben ...

Ansätze für Faustregeln und Metriken

Lern-Daten *(Datenrepräsentativität)* Betonung von Gegenbeispielen und relevanten Szenarien

Test-Daten *(Testabdeckung)* sicherheitsrelevante Testabdeckung, z.B. Concolic Testing [27]

Robustheit *(Robustheitsgrad)* Dropout, Regularisierung, Robust Manifold Ansatz, Adversarial Learning, ...

Plausibilisierung Funktionalitätsprüfung für designspezifische Probleme, z.B. Reward-Hacking

Expertenwissen *(Regelbefolgung)* einfügen

Design Faustregeln zu Loss-/Reward-Funktion, Layern, Aktivierungen, Ungewissheitsangaben ...

Ansätze für Faustregeln und Metriken

Lern-Daten *(Datenrepräsentativität)* Betonung von Gegenbeispielen und relevanten Szenarien

Test-Daten *(Testabdeckung)* sicherheitsrelevante Testabdeckung, z.B. Concolic Testing [27]

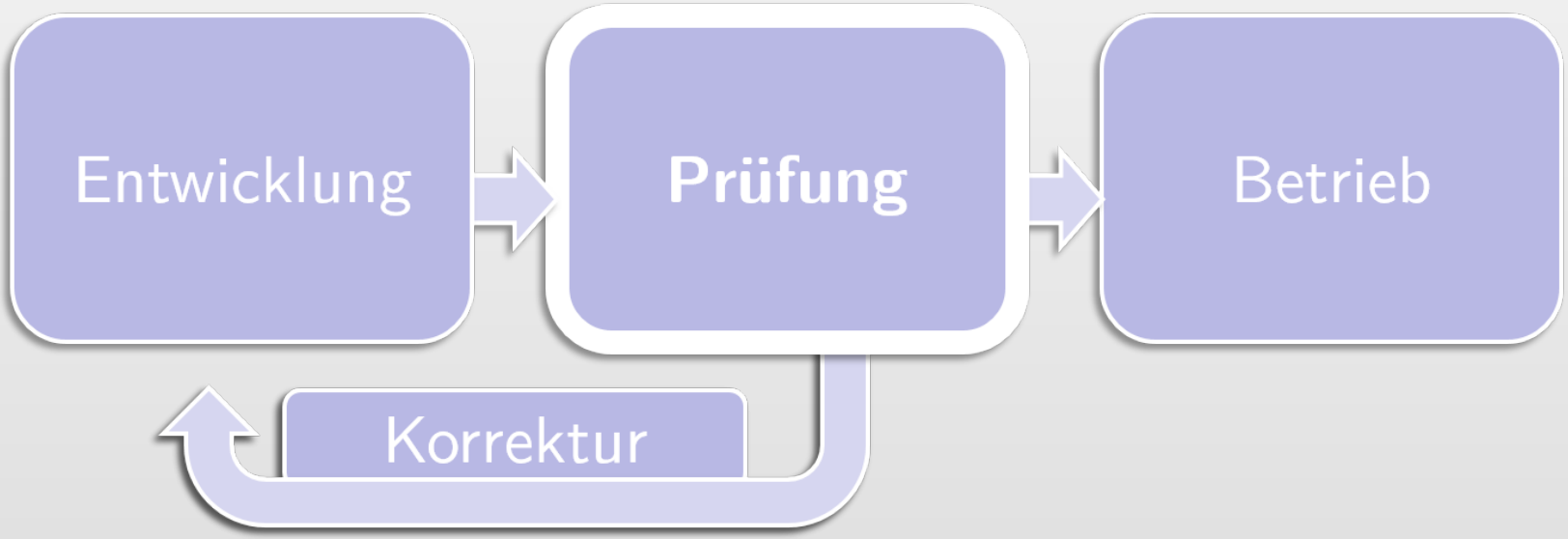
Robustheit *(Robustheitsgrad)* Dropout, Regularisierung, Robust Manifold Ansatz, Adversarial Learning, ...

Plausibilisierung Funktionalitätsprüfung für designspezifische Probleme, z.B. Reward-Hacking

Expertenwissen *(Regelbefolgung)* einfügen

Design Faustregeln zu Loss-/Reward-Funktion, Layern, Aktivierungen, Ungewissheitsangaben ...

Wie findet man gefährliche Fehler(ursachen)?



Wie findet man gefährliche Fehler(ursachen)?

Zur Analyse auf problemspezifische Fehler hin ist ein *White-Box*-System nötig! Hoffnung:

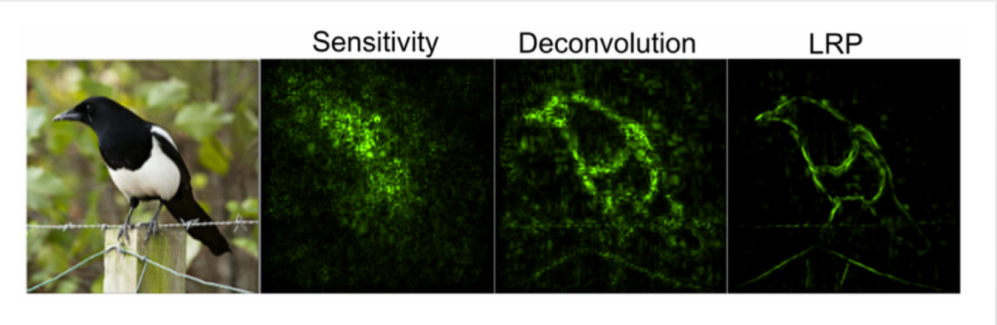
Eingrenzung der Ein-/Zustandsbereiche

Vereinfachung des Problems durch Abstrahierung

Qualitative Einsicht

Heatmapping z.B.

- LIME [21], RISE [18], Instancewise Feature Selection [3], ...
- LRP [2], Attention Visualization [15], ...



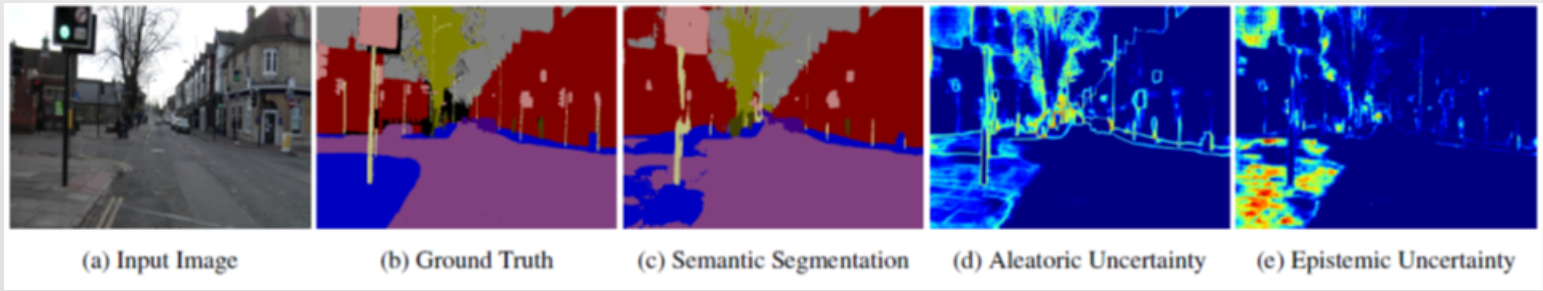
Qualitative Einsicht

Heatmapping z.B.

- LIME [21], RISE [18], Instancewise Feature Selection [3], ...
- LRP [2], Attention Visualization [15], ...

Unsicherheitsangaben z.B. durch

- spezielle Backpropagation [7]
- erlernten Weight Decay [14]



(a) Input Image (b) Ground Truth (c) Semantic Segmentation (d) Aleatoric Uncertainty (e) Epistemic Uncertainty

Qualitative Einsicht

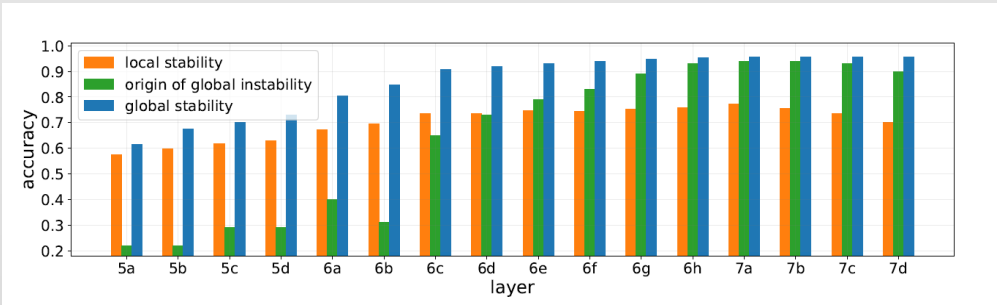
Heatmapping z.B.

- LIME [21], RISE [18], Instancewise Feature Selection [3], ...
- LRP [2], Attention Visualization [15], ...

Unsicherheitsangaben z.B. durch

- spezielle Backpropagation [7]
- erlernten Weight Decay [14]

Aufgabenlokalisierung z.B. durch Neural Stethoscopes [6]



Qualitative Einsicht

Heatmapping z.B.

- LIME [21], RISE [18], Instancewise Feature Selection [3], ...
- LRP [2], Attention Visualization [15], ...

Unsicherheitsangaben z.B. durch

- spezielle Backpropagation [7]
- erlernten Weight Decay [14]

Aufgabenlokalisierung z.B. durch Neural Stethoscopes [6]

Netzwerkvereinfachung z.B. CAR-Compression [1]

Regelextraktion

Hauptkriterien *Verständlichkeit* bei *Originaltreue*

Extrahierte Regeln Meist *IF-THEN* oder *M-von-N*

Kategorien:

Black-Box Verhaltensnachbildung durch Regeln,
z.B. lokal mit ILP [20]

White-/Grey-Box Umwandlung in Entscheidungsbaum,
z.B. DeepRED [24]

Regelextraktion

Hauptkriterien *Verständlichkeit* bei *Originaltreue*

Extrahierte Regeln Meist *IF-THEN* oder *M-von-N*

Kategorien:

Verhaltensnachbildung durch Regeln,

White-/Grey-Box Umwandlung in Entscheidungsbaum, z.B. DeepRED [24]

Regelextraktion

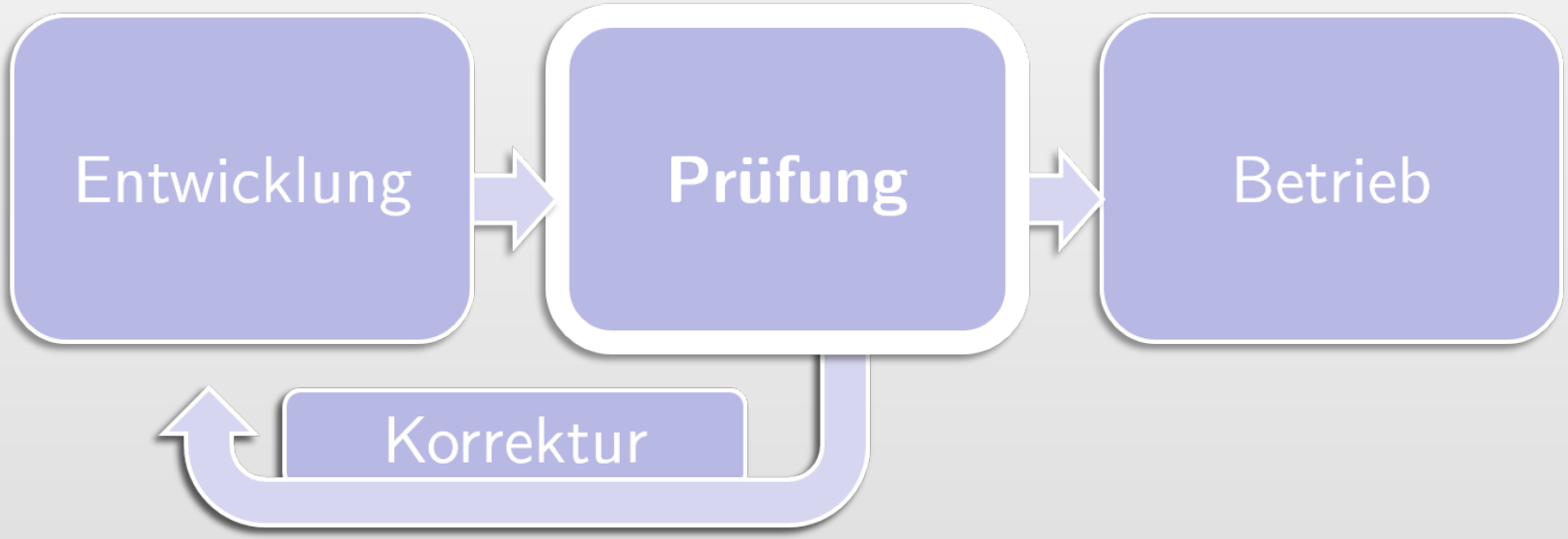
Hauptkriterien *Verständlichkeit* bei *Originaltreue*

Extrahierte Regeln Meist *IF-THEN* oder *M-von-N*

Kategorien:

- **Black-Box** Verhaltensnachbildung durch Regeln, z.B. lokal mit ILP [20]
- **White-/Grey-Box** Umwandlung in Entscheidungsbaum, z.B. DeepRED [24]

Wie weist man Fehlerfreiheit nach?



Wie weist man Fehlerfreiheit nach?

- Manuell
- Automatisch
  - Randannäherung z.B. DeepGo [23], ReluVal [26], NeVer [19]
  - Suchalgorithmen z.B. VeriVis [17]

Wie weist man Fehlerfreiheit nach?

- Manuell
- Automatisch

  Entscheidungsproblemlöser z.B. Reluplex [13] (SMT), [12] (SMT), SHERLOCK [5] (MILP)

  Randannäherung z.B. DeepGo [23], ReluVal [26], NeVer [19]

  Sonstige z.B. VeriVis [17]

Wie weist man Fehlerfreiheit nach?

- Manuell
- Automatisch

  Entscheidungsproblemlöser z.B. Reluplex [13] (SMT), [12] (SMT), SHERLOCK [5] (MILP)

  Randannäherung z.B. DeepGo [23], ReluVal [26], NeVer [19]

  Suchalgorithmen z.B. VeriVis [17]

Wie weist man Fehlerfreiheit nach?

- Manuell
- Automatisch

  Entscheidungsproblemlöser z.B. Reluplex [13] (SMT), [12] (SMT), SHERLOCK [5] (MILP)

  Randannäherung z.B. DeepGo [23], ReluVal [26], NeVer [19]

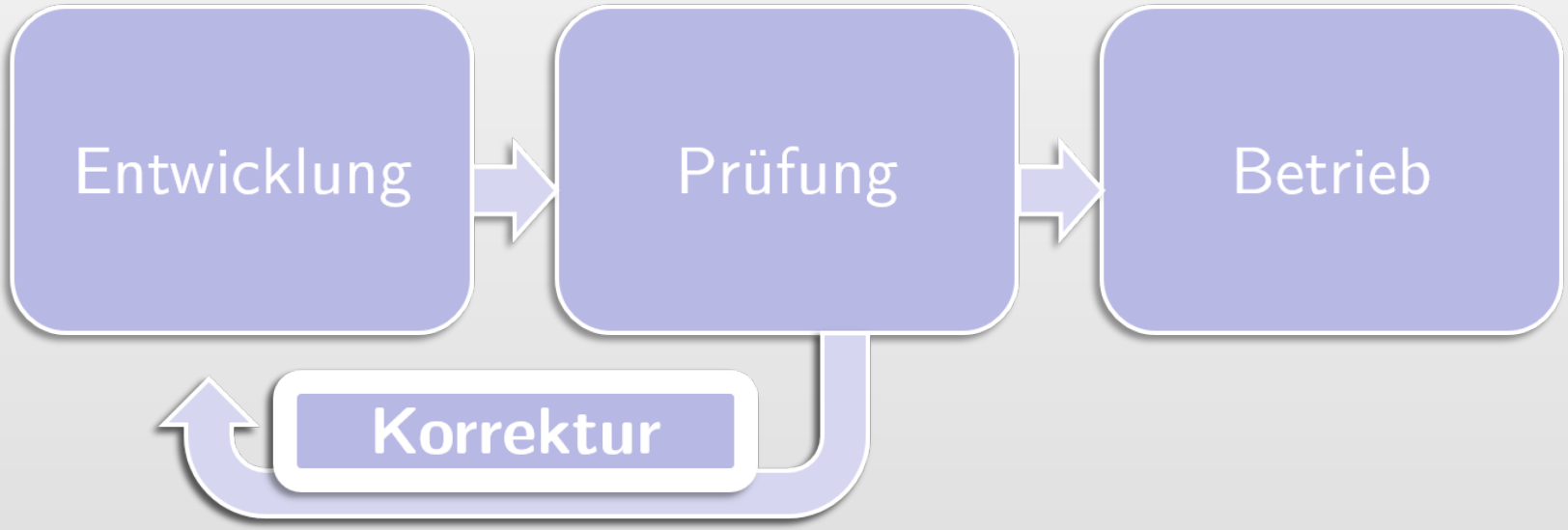
  Suchalgorithmen z.B. VeriVis [17]

Wie weist man Fehlerfreiheit nach?

- Manuell
- Automatisch

  Entscheidungsproblemlöser z.B. Reluplex [13] (SMT), [12] (SMT), SHERLOCK [5] (MILP)
  Randannäherung z.B. DeepGo [23], ReluVal [26], NeVer [19]
  Suchalgorithmen z.B. VeriVis [17]

Wie korrigiert man Fehler?



Wie korrigiert man Fehler?

Anlernen Modifiziere Loss- oder Reward-Funktion,
z.B. [22], Teacher Network [11], Model Repair [8]

Anpassen der Topologie z.B. KBANN [16] oder ReNN [25]

Neue Daten Lernen mit Gegenbeispielen,
z.B. erstellt von Regelprüfern oder mit [4, 27, 9, 10])

Wie korrigiert man Fehler?

Anlernen Modifiziere Loss- oder Reward-Funktion,
z.B. [22], Teacher Network [11], Model Repair [8]

Anpassen der Topologie z.B. KBANN [16] oder ReNN [25]

Neue Daten Lernen mit Gegenbeispielen,
z.B. erstellt von Regelprüfern oder mit [4, 27, 9, 10])

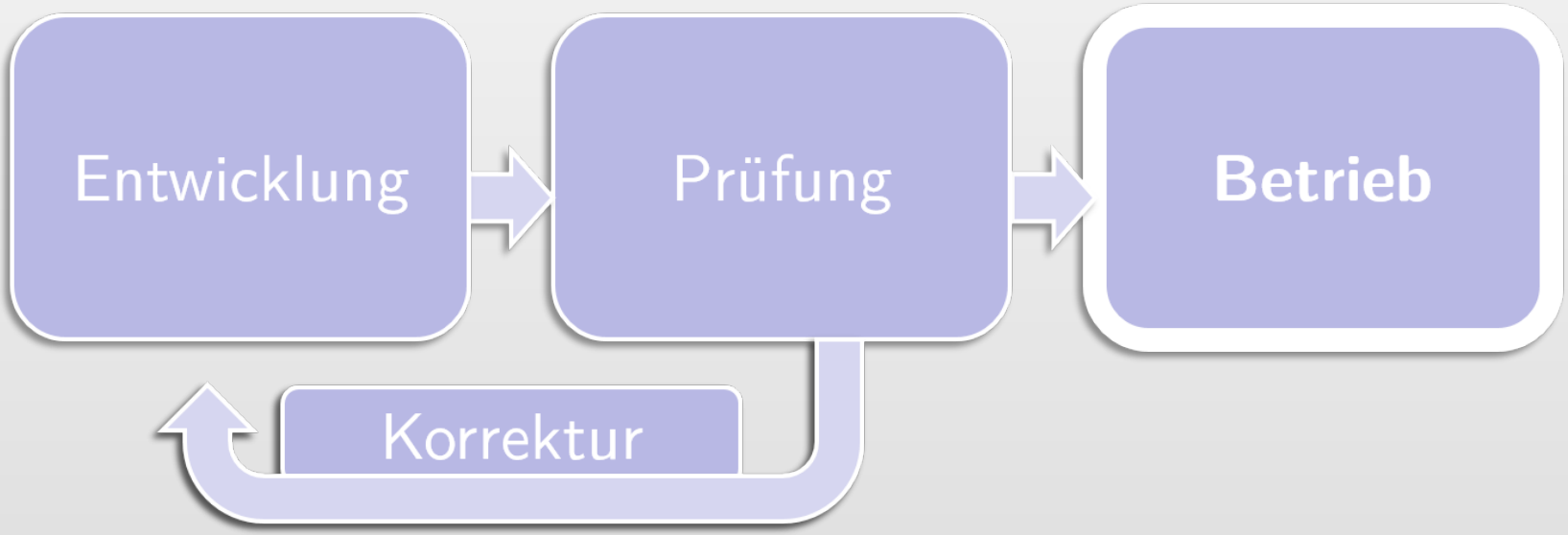
Wie korrigiert man Fehler?

Anlernen Modifiziere Loss- oder Reward-Funktion,
z.B. [22], Teacher Network [11], Model Repair [8]

Anpassen der Topologie z.B. KBANN [16] oder ReNN [25]

Neue Daten Lernen mit Gegenbeispielen,
z.B. erstellt von Regelprüfern oder mit [4, 27, 9, 10])

Wie mildert/umgeht man bestehende funktionale Fehler?



Wie mildert/umgeht man bestehende funktionale Fehler?

Überwachung d.h. Plausibilisierung für

- Eingaben (z.B. Sensorikredundanz & -abgleich)
- Ausgaben (z.B. Bereichs-, Ungewissheitsüberwachung)

Redundanz

Backup-/Fallback-System(e) *fail operational* vs. bisher *fail safe*

Wie mildert/umgeht man bestehende funktionale Fehler?

Überwachung d.h. Plausibilisierung für

- Eingaben (z.B. Sensorikredundanz & -abgleich)
- Ausgaben (z.B. Bereichs-, Ungewissheitsüberwachung)

Redundanz

Backup-/Fallback-System(e) *fail operational* vs. bisher *fail safe*

Wie mildert/umgeht man bestehende funktionale Fehler?

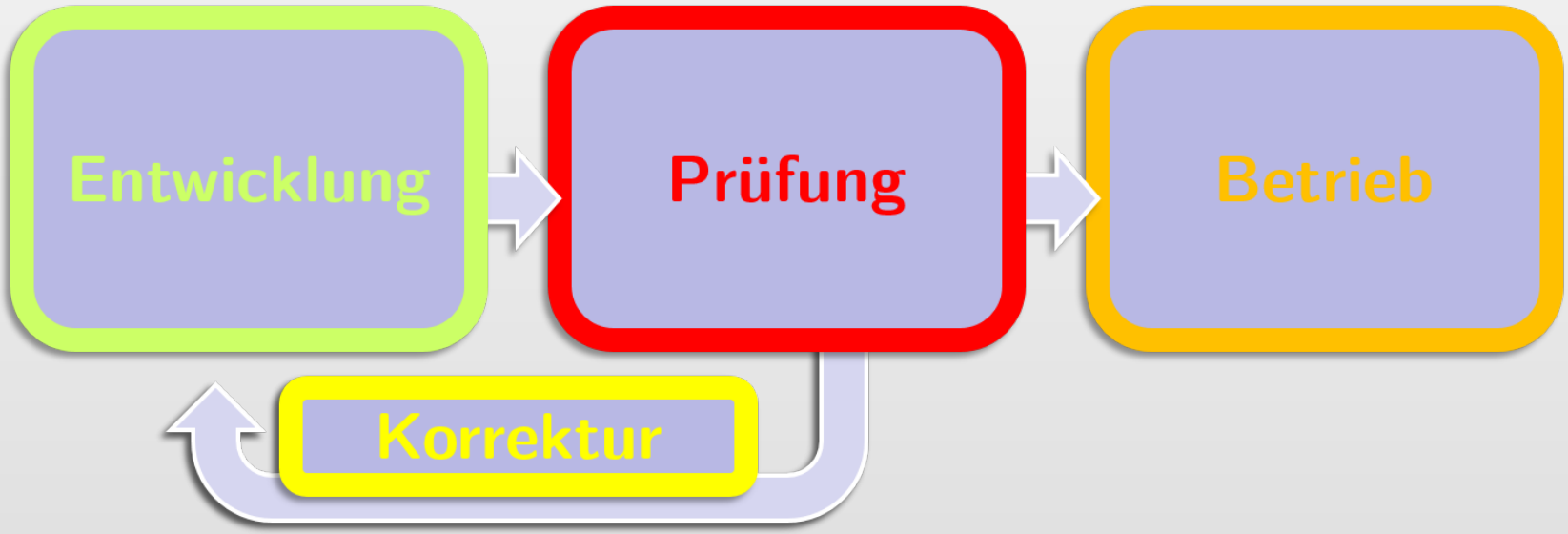
Überwachung d.h. Plausibilisierung für

- Eingaben (z.B. Sensorikredundanz & -abgleich)
- Ausgaben (z.B. Bereichs-, Ungewissheitsüberwachung)

Redundanz

Backup-/Fallback-System(e) *fail operational* vs. bisher *fail safe*

Fazit



Fragen, Anregungen ...

Literaturverzeichnis I

[1] Reza Abbasi-Asl und Bin Yu. „Interpreting Convolutional Neural Networks Through Compression“. In: *arXiv:1711.02329 [cs, stat]* (7. Nov. 2017). arXiv: 1711.02329. URL: http://arxiv.org/abs/1711.02329.

[2] Sebastian Bach u. a. „On Pixel-Wise Explanations for Non-Linear Classifier Decisions by Layer-Wise Relevance Propagation“. In: *PLOS ONE* 10.7 (10. Juli 2015), e0130140. ISSN: 1932-6203. URL: https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0130140.

[3] Jianbo Chen u. a. „Learning to Explain: An Information-Theoretic Perspective on Model Interpretation“. In: *arXiv:1802.07814 [cs, stat]* (21. Feb. 2018). arXiv: 1802.07814. URL: http://arxiv.org/abs/1802.07814.

[4] Tommaso Dreossi u. a. „Counterexample-Guided Data Augmentation“. In: (17. Mai 2018). URL: https://arxiv.org/abs/1805.06962.

[5] Souradeep Dutta u. a. „Output Range Analysis for Deep Neural Networks“. In: *arXiv:1709.09130 [cs, stat]* (26. Sep. 2017). arXiv: 1709.09130. URL: http://arxiv.org/abs/1709.09130.

[6] Fabian B. Fuchs u. a. „Neural Stethoscopes: Unifying Analytic, Auxiliary and Adversarial Network Probing“. In: *arXiv:1806.05502 [cs, stat]* (14. Juni 2018). arXiv: 1806.05502. URL: http://arxiv.org/abs/1806.05502.

[7] Jochen Gast und Stefan Roth. „Lightweight Probabilistic Deep Networks“. In: *arXiv:1805.11327 [cs, stat]* (29. Mai 2018). arXiv: 1805.11327. URL: http://arxiv.org/abs/1805.11327.

[8] Shalini Ghosh, Patrick Lincoln und Ashish Tiwari. „Trusted Machine Learning for Probabilistic Models“. In: 2016.

Literaturverzeichnis II

[9] Jianmin Guo u. a. „DLFuzz: Differential Fuzzing Testing of Deep Learning Systems“. In: *arXiv:1808.09413 [cs]* (28. Aug. 2018). arXiv: 1808.09413. URL: http://arxiv.org/abs/1808.09413.

[10] Warren He, Bo Li und Dawn Song. „Decision Boundary Analysis of Adversarial Examples“. In: (15. Feb. 2018). URL: https://openreview.net/forum?id=BkpiPMbA-.

[11] Zhiting Hu u. a. „Harnessing Deep Neural Networks with Logic Rules“. In: *arXiv:1603.06318 [cs, stat]* (20. März 2016). arXiv: 1603.06318. URL: http://arxiv.org/abs/1603.06318.

[12] Xiaowei Huang u. a. „Safety Verification of Deep Neural Networks“. In: *arXiv:1610.06940 [cs, stat]* (21. Okt. 2016). arXiv: 1610.06940. URL: http://arxiv.org/abs/1610.06940.

[13] Guy Katz u. a. „Reluplex: An Efficient SMT Solver for Verifying Deep Neural Networks“. In: *arXiv:1702.01135 [cs]* (3. Feb. 2017). arXiv: 1702.01135. URL: http://arxiv.org/abs/1702.01135.

[14] Alex Kendall und Yarin Gal. „What Uncertainties Do We Need in Bayesian Deep Learning for Computer Vision?“ In: *arXiv:1703.04977 [cs]* (15. März 2017). arXiv: 1703.04977. URL: http://arxiv.org/abs/1703.04977.

[15] Jinkyu Kim und John Canny. „Interpretable Learning for Self-Driving Cars by Visualizing Causal Attention“. In: *arXiv:1703.10631 [cs]* (30. März 2017). arXiv: 1703.10631. URL: http://arxiv.org/abs/1703.10631.

[16] David Opitz und Jude W. Shavlik. „Heuristically Expanding Knowledge-Based Neural Networks“. In: *In Proceedings of the Thirteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Morgan Kaufmann, 1993, S. 1360–1365.

Literaturverzeichnis III

[17] Kexin Pei u. a. „Towards Practical Verification of Machine Learning: The Case of Computer Vision Systems“. In: *arXiv:1712.01785 [cs]* (5. Dez. 2017). arXiv: 1712.01785. URL: http://arxiv.org/abs/1712.01785.

[18] Vitali Petsiuk, Abir Das und Kate Saenko. „RISE: Randomized Input Sampling for Explanation of Black-box Models“. In: (19. Juni 2018). URL: https://arxiv.org/abs/1806.07421.

[19] Luca Pulina und Armando Tacchella. „An Abstraction-Refinement Approach to Verification of Artificial Neural Networks“. In: CEUR Workshop Proceedings. Bd. 616. 15. Juli 2010, S. 243–257.

[20] Johannes Rabold, Michael Siebers und Ute Schmid. „Explaining Black-Box Classifiers with ILP – Empowering LIME with Aleph to Approximate Non-linear Decisions with Relational Rules“. In: *Inductive Logic Programming*. Hrsg. von Fabrizio Riguzzi, Elena Bellodi und Riccardo Zese. Lecture Notes in Computer Science. Springer International Publishing, 2018, S. 105–117. ISBN: 978-3-319-99960-9.

[21] Marco Tulio Ribeiro, Sameer Singh und Carlos Guestrin. „"Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier“. In: *arXiv:1602.04938 [cs, stat]* (16. Feb. 2016). arXiv: 1602.04938. URL: http://arxiv.org/abs/1602.04938.

[22] Soumali Roychowdhury, Michelangelo Diligenti und Marco Gori. „Image Classification Using Deep Learning and Prior Knowledge“. In: *Workshops at the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Workshops at the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. 20. Juni 2018. URL: https://aaai.org/ocs/index.php/WS/AAAIW18/paper/view/16575.

[23] Wenjie Ruan, Xiaowei Huang und Marta Kwiatkowska. „Reachability Analysis of Deep Neural Networks with Provable Guarantees“. In: (6. Mai 2018). URL: https://arxiv.org/abs/1805.02242.

Literaturverzeichnis IV

[24] Jan Ruben Zilke, Eneldo Loza Mencía und Frederik Janssen. „DeepRED – Rule Extraction from Deep Neural Networks“. In: 19. Okt. 2016, S. 457–473. ISBN: 978-3-319-46306-3.

[25] Hu Wang. „ReNN: Rule-embedded Neural Networks“. In: *arXiv:1801.09856 [cs, stat]* (30. Jan. 2018). arXiv: 1801.09856. URL: http://arxiv.org/abs/1801.09856.

[26] Shiqi Wang u. a. „Formal Security Analysis of Neural Networks using Symbolic Intervals“. In: (28. Apr. 2018). URL: https://arxiv.org/abs/1804.10829.

[27] Sun Youcheng u. a. „Concolic Testing for Deep Neural Networks“. In: *arXiv:1805.00089 [cs, stat]*. abs/1805.00089 (2018). URL: http://arxiv.org/abs/1805.00089.