



Whitepaper

Nachhaltige Landwirtschaft durch
KI und autonome Systeme – aber
mit Sicherheit!



Nachhaltige Landwirtschaft durch KI und autonome Systeme – aber mit Sicherheit!

Datenbasierte Dienste unter Nutzung von Künstlicher Intelligenz (KI) sollen Optimierungsprobleme lösen und Muster erkennen und uns zu einer insgesamt nachhaltigeren Landwirtschaft verhelfen – durch bessere Entscheidungen und optimal automatisierte Prozesse und Maschinen. Kann dies funktionieren und beherrscht man die Risiken?

Die Transformation der Landwirtschaft und das Nachhaltigkeitsdreieck

Das Zitat von Heraklit von vor rund 2500 Jahren (Heraklit von Ephesus, ~520 - ~460 v. Chr.) »Nichts ist so beständig wie der Wandel« passt damals wie heute und ist aktuell sinnbildlich für die Landwirtschaft. Die Landwirtschaft steht vielen Herausforderungen gegenüber und es wird sogar von einer Transformation der Landwirtschaft gesprochen. Momentan unterliegen fast alle Betriebszweige landwirtschaftlicher Betriebe einem Wandel. In der Tierhaltung ist zurzeit ein Umbruch der bestehenden Haltungsbedingungen zu verzeichnen und ein angemessenes Tierwohl steht im Vordergrund. Allerdings sind hier noch viele Fragestellungen offen, vor allem in Hinblick auf Haltungsformen, einschließlich baurechtlicher und (rentabler)

Realisierungen für landwirtschaftliche Betriebe. Des Weiteren werden auch die Auswirkungen der Tierhaltung auf das Klima (z.B. Gülleanfall, Methanausstoß Wiederkäuer) kritisch analysiert. Der Ackerbau unterliegt ebenfalls einem Wandel, wobei vermehrt (pflanzenbauliche) Herausforderungen auftreten, wie zum Beispiel Herbizidresistenzen, verschärfte Regulierung des Düngereinsatzes oder abnehmende Biodiversität. Insgesamt nehmen die Ansprüche an die Landwirtschaft zu und die Arbeitsprozesse werden komplexer. Auch zahlreiche staatliche Umweltauflagen, Nachweis- und Dokumentationspflichten müssen heutzutage eingehalten werden [1].

Die Landwirtschaft muss den ökologischen Ansprüchen gerecht werden, ohne dabei Wirtschaftlichkeit und soziale Aspekte zu vernachlässigen. Das Nachhaltigkeitsdreieck (integrative sustainability triangle) [2] veranschaulicht das Zusammenspiel und die Spannung zwischen ökologischen, ökonomischen und sozialen Aspekten (siehe Abbildung 1): Wenn man an einem Eck des Dreiecks zieht und die anderen beiden Ecken festhält, dann baut sich eine Spannung auf. Ein entscheidender Punkt in diesem Spannungsfeld ist die Gewichtung der einzelnen Nachhaltigkeitsaspekte, welche letztendlich durch die Politik und damit indirekt durch die Gesellschaft festgelegt werden.



Autonome Systeme als ein Schlüssel zur Erfüllung konkurrierender Nachhaltigkeitsziele

Digitalisierung und innovative Technologien spielen eine entscheidende Rolle, um die konkurrierenden Nachhaltigkeitsziele näher zusammenzubringen. Bildlich gesprochen kann in Abbildung 1 das Quadrat »sozial-ökologisch-ökonomisch« durch den erwarteten Technologiesprung größer gezogen werden und somit größere Teile der einzelnen Nachhaltigkeitsaspekte abdecken. Insbesondere autonome Systeme bergen enormes Potenzial, die Landwirtschaft nachhaltiger zu gestalten (z.B. ressourcenschonender Einsatz von Betriebsmitteln in Hinblick auf Klima- und Umweltschutz). Somit können weiterhin qualitativ hochwertige und nachhaltige Lebensmittel erzeugt werden, ohne dass inakzeptabel niedrige Gewinnmargen für Landwirte oder inakzeptable Lebensmittelkosten für ärmere Gesellschaftsschichten verursacht werden. In welchen Anwendungsfeldern autonome Systeme großes Potenzial bergen, ist in dem Positionspapier der Arbeitsgruppe »Adaptive autonome Agrarsysteme« vom Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL) [3] beschrieben. Allgemein werden die Bereiche »Pflanzenbau«, »Tierhaltung« und bereichsübergreifende Anwendungen genannt. Im Pflanzenbau können beispielsweise autonome Feldroboter eingesetzt werden – je nach der Größe einzeln oder in Schwärmen –, um Unkraut zu entfernen oder gezielt kleine Teilflächen (bis zur Einzelpflanze denkbar) bedarfsgerecht mit Dünge- oder Pflanzenschutzmitteln zu behandeln. Erste Roboter befinden sich in diesen Bereichen schon auf dem Markt und übernehmen Aufgaben wie Aussaat und mechanische Unkrautbekämpfung. Laut Shamshiri et al. (2018) [4] sind im Bereich Agrarrobotik schnelle technische Entwicklungen zu verzeichnen.

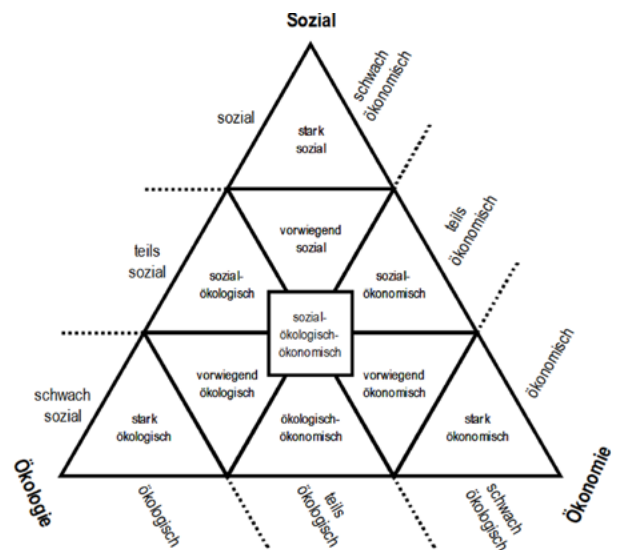


Abbildung 1: Nachhaltigkeitsmodell [2]

Autonome Systeme beschränken sich nicht nur auf Feldrobotik, sondern werden auch in der Tierhaltung eingesetzt. Melkroboter sind schon seit geraumer Zeit in vielen landwirtschaftlichen Betrieben zu finden. Zusätzlich bieten vor allem Fütterung und Tierkontrolle Potenzial für autonome Systeme. Des Weiteren finden autonome Systeme auch Einzug in bereichsübergreifenden Gebieten, wie Remote Sensing und Kooperation von Maschinen. Zudem kann zum Beispiel die Wertschöpfungskette durch die Verknüpfung autonomer Systeme abgebildet werden. Darauf aufbauend sind unterschiedliche Optimierungsmöglichkeiten möglich, wie beispielsweise die dynamische Anpassung an unterschiedliche Situationen. Ein denkbare Beispiel ist in der Logistik die Routenplanung, die sich durch die Verknüpfung autonomer Systeme dynamisch an unterschiedliche Situationen (Staurisiko, Straßenbedingungen,

Verladeplätze, Dieserverbrauch) anpassen kann. Insgesamt bergen in der Landwirtschaft, aber auch in der gesamten Wertschöpfungskette autonome Systeme großes Potenzial, Lebens- und Futtermittel nachhaltiger herzustellen (ökonomisch, sozial und ökologisch).

Marktpotenzial autonomer Systeme und Safety als wesentliche Markteintrittshürde

Das Einsatzpotenzial von autonomen Systemen mit Fokus auf den Ackerbau wurde 2019 auch in der Studie von Dörr et al. [5] untersucht. Basierend auf Expertenbefragungen wurde prognostiziert wie hoch der Marktanteil für verschiedene Automatisierungsstufen in relevanten internationalen Märkten bis zum Jahr 2045 sein wird. Für den europäischen Markt wurde beispielsweise prognostiziert, dass die zweithöchste Stufe (»supervised autonomous«) einen Marktanteil von über 80 % ausmachen wird. Mit Ausnahme des afrikanischen Markts wurde für autonome Systeme der Marktanteil der höchsten Stufe (»entirely autonomous machine«) im Jahr 2045 auf 10–50 % geschätzt.

Die Experten geben dabei die Gewährleistung der Sicherheit als eine wesentliche Hürde an. Passend dazu ist eine zentrale Handlungsempfehlung in dem bereits erwähnten Positionspapier vom BMEL [3] die »Erarbeitung von neuen Absicherungskonzepten und deren Manifestierung in Regularien und/oder Normen«.

Definition »autonomer Systeme« und Grade der Autonomie

Um die Anforderungen und Absicherungskonzepte für autonome Systeme in Regularien und/oder Normen zu verankern, muss zunächst geklärt werden, was überhaupt autonome Systeme sind. Aktuelle Gesetze oder Richtlinien wie die Maschinenrichtlinie der EU und zugehörige harmonisierte Normen wie die DIN EN ISO 12100 verwenden den Begriff »autonom« allerdings nicht. Ähnlich wie bei »Künstlicher Intelligenz« gibt es sehr unterschiedliche Auffassungen davon, was ein »autonomes System« ist. Die Begriffsklärung betrifft natürlich nicht nur den Anwendungsbereich der Landwirtschaft, sondern auch andere Bereiche wie z.B. Logistik oder Militär. Weiterhin betrifft sie nicht nur ein Land oder einen Wirtschaftsraum. Zu Fragen wie »Was ist der Unterschied zwischen autonom und vollautomatisiert?« (siehe auch Blogbeitrag »Autonom oder vielleicht doch nur hochautomatisiert?«) wird ein sektorübergreifender und internationaler Konsens angestrebt, aber es gibt bisher keine allgemein anerkannte Definition.

Generell wird Autonomie als graduelles Konzept verstanden. Die Art und Weise, wie unterschiedliche Grade der Autonomie definiert werden, unterscheidet sich aber. Die SAE (Society

of Automotive Engineers) Level im Bereich Automotive bilden verschiedene Aspekte wie die Rolle des Fahrers oder die Komplexität der Fahraufgabe auf eine eindimensionale Skala ab. In den Autonomy Levels for Unmanned Systems (ALFUS) aus dem Bereich Militär wird die Unabhängigkeit von Menschen in Bezug zur Komplexität der Einsatzumgebung und zur Komplexität der Mission gesetzt (Abbildung 2).

ALFUS Framework Contextual Autonomous Capability Model

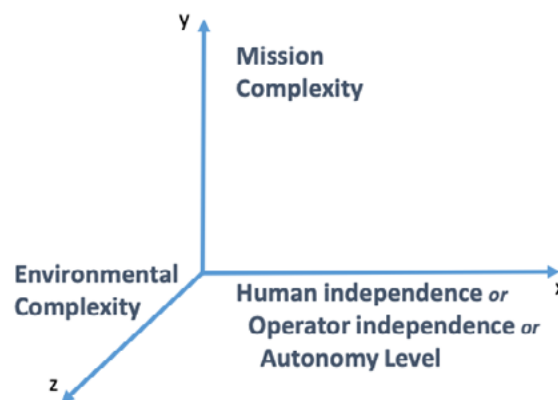


Abbildung 2: ALFUS-Rahmenbedingungen [6]

Im Positionspapier der AG »Adaptive autonome Agrarsysteme« des BMEL [3] wird ebenfalls auf verschiedene Autonomiegrade hingewiesen und eine potenzielle Normierung der Grade im Kontext der ISO 18497 »Safety of partially automated, semi-autonomous and autonomous machinery« [7] in Aussicht gestellt. Der in Entwicklung befindliche Entwurf der ISO 18497 beinhaltet folgende Tabelle 1 als Erklärungshilfe für die Unterscheidung zwischen teilautomatisiert (partially automated), teilautonom (semi-autonomous) und autonom [7]:

Eine Funktion wird dabei als Aktivität oder Verhalten einer Maschine definiert. Als Beispiel wird »Lenken« genannt. Bezüglich des Begriffes »automatisiert« liefert die ISO 18497 »Technik, Verfahren oder System zum Betreiben und Steuern von Maschinenfunktionen durch automatische Mittel« als Definition. Diese Definitionen weisen Unstimmigkeiten auf und bedürfen möglicherweise einer Überarbeitung. Zunächst stellt sich die Frage, ob eine Aktivität einer Maschine nicht immer automatisiert ist, weil die Aktivität eben durch die Maschine erfolgt. Die Komplexität der Aufgaben »Fahrerlenkwunsch umsetzen«, »Vorgegebene Strecke abfahren«, »Geeignete Strecke finden und abfahren« unterscheidet sich natürlich deutlich. Je höher die Komplexität der Aufgabe, desto schwieriger ist es, sie vollständig zu automatisieren, d.h., sie vollständig durch eine Maschine erledigen zu lassen. Diese Sichtweise passt zu der ALFUS-Taxonomie, die auf die Komplexität der Aufgabe beziehungsweise Mission abzielt. Grundsätzlich stellt

sich die Frage, ob sich das Adjektiv »automatisiert« auf ein System beziehen kann oder sich nicht grundsätzlich auf etwas Dinghaftes wie ein System beziehen sollte, sondern immer nur auf eine Aufgabe oder einen Prozess, um auszudrücken, dass die Aufgabe oder der Prozess vollständig oder teilweise von einem technischen System erledigt wird. Verwirrend ist auch, dass »automatisiert« als »Technik, Verfahren oder System...« definiert wird, da »automatisiert« eine Eigenschaft ist, »Technik«, »Verfahren« und »System« jedoch keine Eigenschaften sind.

Der Modus in Tabelle 1 bezieht sich auf die Interaktion mit Menschen und ähnelt somit der Unabhängigkeit vom Menschen in der ALFUS-Taxonomie (s. x-Achse in Abbildung 2). Die Komplexität der Umgebung (z-Achse in Abbildung 2) wird nicht berücksichtigt.

dass einfache Maßnahmen aus ökologischen oder ökonomischen Gesichtspunkten oft nicht möglich sind. Deswegen führt die Safety-Absicherung autonomer Systeme oft zu komplexeren Sicherheitsfunktionen, die Gefährdungssituationen selbst erkennen und entscheiden, wie die Risiken in der aktuellen Situation am besten zu kontrollieren sind.

Die Grundidee dieses »dynamischen Risikomanagements« ist für beliebige Gefährdungssituationen und Risiken anwendbar und nicht auf Sicherheitsrisiken beschränkt. Im Folgenden betrachten wir Kollisionsrisiken, da sie häufig ein Großteil der Risiken ausmachen. Entsprechend gibt es auch dedizierte Normungsinitiativen wie die ISO 21815 »Earth-moving machinery — Collision warning and avoidance« [8].

Eine wesentliche Herausforderung bei der Umsetzung des dynamischen Risikomanagements ist die Erkennung von

	Manual Non-Automated	Partially Automated	Semi-Autonomous	Autonomous
Functions	Non-Automated			
		Automated		
Modes	Manual Mode			
			Autonomous Mode	

Tabelle 1: Unterscheidungshilfe für unterschiedliche Autonomiegrade [7]

Herausforderungen bezüglich der Safety-Absicherung autonomer Systeme

Die Einsatzumgebung steht allerdings in direktem Zusammenhang mit den Herausforderungen bezüglich der Absicherung. Solange der Mensch die Einsatzumgebung im Auge behält, Gefährdungssituationen erkennt und einfache Funktionen wie Bremsen nutzt, um inakzeptable Risiken zu vermeiden, reicht es aus, die notwendigen Funktionen für Sicherheit zu identifizieren und kritische Fehler wie ein Versagen der Bremsen zu adressieren. Entsprechend sieht die DIN EN ISO 12100 vor, notwendige Sicherheitsfunktionen zu identifizieren und verweist auf Normen der funktionalen Sicherheit für die korrekte Implementierung der Sicherheitsfunktionen. Für den Bereich Landwirtschaft ist hier insbesondere die ISO 25119 und die ISO 13849 relevant. Wenn der Mensch nicht mehr dafür verantwortlich ist, Gefährdungssituationen zu erkennen, dann gibt es im Wesentlichen zwei Möglichkeiten. Entweder man gestaltet die Einsatzumgebung so, dass die Gefährdungssituationen nicht mehr vorkommen können, oder man versetzt das System in die Lage, Gefährdungssituationen zu erkennen und zu behandeln. Ein Beispiel, um Gefährdungssituationen zu vermeiden, ist ein Zaun und eine Pforte, die bei Öffnung alle Maschinen direkt zum Stehen bringt. Das Beispiel veranschaulicht,

Objekten und anderen Aspekten, die im Zusammenhang mit Gefährdungen und deren Risiken stehen, beispielsweise die Erkennung von Menschen in einem hochwachsenden Pflanzenbestand. Ein Ansatz zur Verbesserung der Wahrnehmung von Risikofaktoren in der Umgebung ist das Teilen von Informationen. Beispielsweise könnte eine Drohne vorausfliegen und alles, was sie aus der Vogelperspektive erkennt, mit autonomen Landmaschinen teilen. Ein weiterer Ansatz besteht darin, Methoden aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz und insbesondere des Maschinellen Lernens einzusetzen.

Kollaboratives dynamisches Risikomanagement

Die Anwendungsregel VDE-AR-E 2842-61 berücksichtigt bereits die Kollaboration von Systemen zur Realisierung von dynamischem Risikomanagement. In Teil 3 »Solution Level« wird das komplette soziotechnische Arbeitssystem betrachtet und die Entwicklung eines »runtime risk managers« (cf. 12.4) berücksichtigt. Um maschinenübergreifendes dynamisches Risikomanagement zu ermöglichen, müssen die Systeme sicherheitsrelevante Informationen austauschen. Dabei muss die Sicherheitsintegrität der bereitgestellten Information zur benötigten Sicherheitsintegrität passen. Wie in der Anwendungsregel erklärt, kann dies mittels maschinenlesbarer Assurance

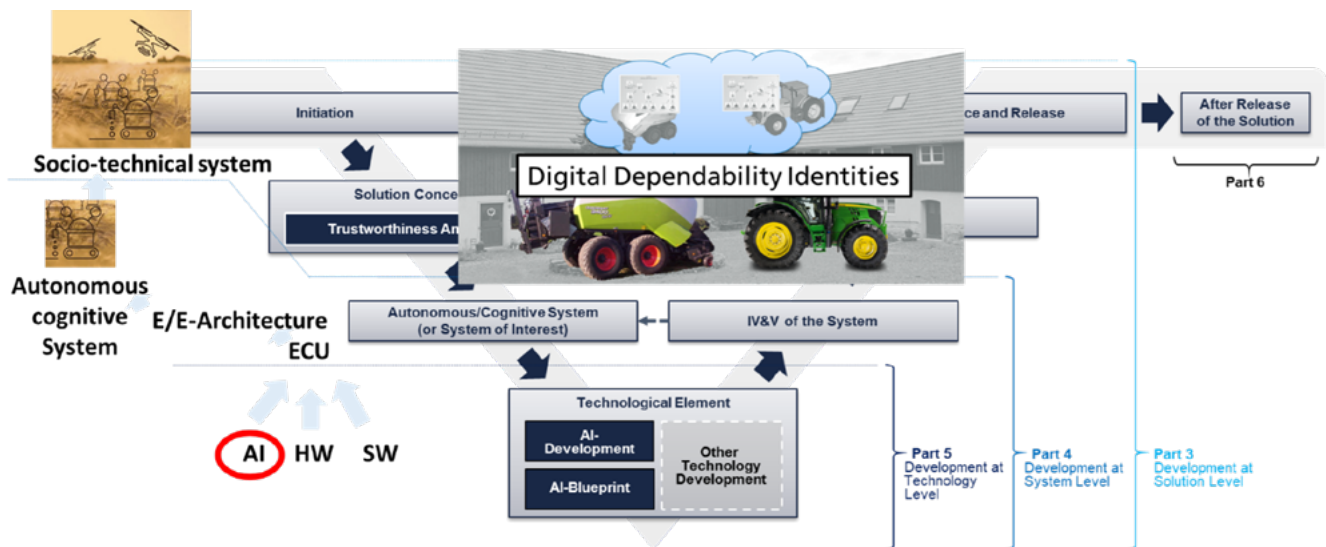


Abbildung 3 – Die Ebenen der VDE-AR-E 2842-61 »Development and Trustworthiness of Autonomous/Cognitive Systems« (angepasst)

Cases basierend auf dem OMG-Standard SACM [9] erfolgen. Mit diesem Ansatz kann der Informationsempfänger auswerten, ob die zur Fehlerbekämpfung getroffenen Maßnahmen für seine Zwecke ausreichen und ob getroffene Kontextannahmen zutreffen. Eine Möglichkeit zur Implementierung dieses Ansatzes bieten Digital Dependability Identities [10].

Die Anwendungsregel sieht ebenfalls vor, dass dynamisches Risikomanagement und andere sicherheitsrelevante Funktionalitäten mit Ansätzen aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz implementiert werden können. Besonders relevant sind hier Ansätze aus dem Bereich des Maschinellen Lernens beziehungsweise datengetriebene Modelle.

KI-basiertes dynamisches Risikomanagement

Die Ausgabe von datengetriebenen Modellen ist inhärent mit Unsicherheiten behaftet. Nach dem Zwiebel-schalenmodell in [11] wird dabei zwischen drei Arten von Unsicherheiten unterschieden:

- (1) Unsicherheit aufgrund von inhärenten Limitierungen des gelernten Modells
- (2) Unsicherheit aufgrund von limitierter Eingabequalität während der Anwendung (Regen etc.)
- (3) Unsicherheit aufgrund von Abweichungen zwischen modelliertem Kontext und Anwendungskontext

Die Unsicherheiten sind somit situationsspezifisch. Dynamisches Risikomanagement berücksichtigt diese situationsspezifischen Unsicherheiten basierend auf einer Komponente, die die Unsicherheiten während des Betriebs situationsspezifisch abschätzt. Abbildung 4 veranschaulicht diesen »Uncertainty Wrapper«.

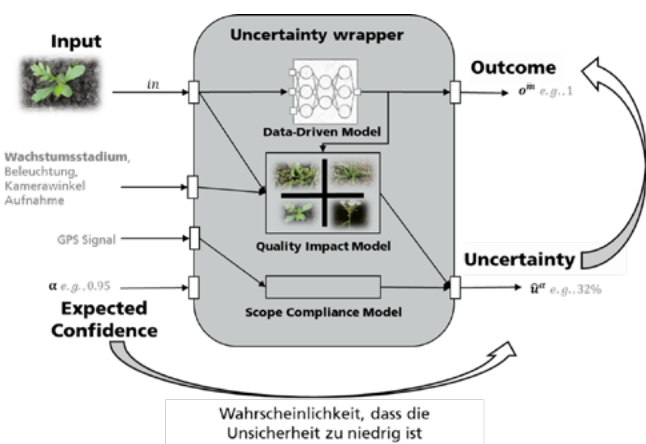


Abbildung 4: Uncertainty Wrapper (angepasst auf Basis von [11])

Einflussfaktoren bezüglich der Eingabequalität werden durch zusätzliche Eingaben wie Beleuchtung oder Kamerawinkel erfasst. Ein Qualitätsmodell nutzt diese Eingaben, um Unsicherheiten aufgrund der Eingabequalität zu bestimmen. Ein Scope-Complicance-Modell bestimmt die Unsicherheiten aufgrund von möglichen Abweichungen zwischen modelliertem Kontext und Anwendungskontext. Sobald klar ist, dass das System nicht in seiner »Operational Design Domain« operiert, wird die Unsicherheit auf 100 % gesetzt. Da die Unsicherheit abgeschätzt wird, muss angegeben werden, mit welcher Konfidenz die Abschätzung erfolgen soll. Je größer die notwendige Konfidenz, dass die Unsicherheit nicht unterschätzt wird, desto pessimistischer muss abgeschätzt werden.

Da typischerweise nicht alle Fehlerbilder sicherheitskritisch sind, bezieht sich die Unsicherheit auf die Existenz eines bestimmten Fehlerbildes. Das dynamische Risikomanagement geht dann mit dieser Fehlerwahrscheinlichkeit situationsspezifisch um. Ein Beispiel für dieses Management von Unsicherheiten ist in [12] beschrieben. Ähnlich wie beim Umgang mit Fehlerwahrscheinlichkeiten für zufällige Hardwarefehler sind hier Grenzwerte nötig, um festzulegen, was ausreicht. Die VDE-AR-E 2842-61 beschreibt diesbezüglich die Idee, eine Fehlerrate λ_{AI} einzuführen: »As more knowledge about AI technologies is gained it might be feasible to define a real fault rate associated with the AI element, that we call λ_{AI} .« Weiterhin führt sie neben zufälligen Hardwarefehlern und systematischen Fehlern eine neue Fehlerklasse ein. Wie in Abbildung 5 dargestellt, sollen diese »uncertainty-related« Fehler mit verschiedenen Ansätzen adressiert werden.

Dynamisches Risikomanagement ist nur ein technischer Mechanismus, um autonome Systeme (Safety and Artificial Intelligence) abzusichern. Es müssen jedoch noch viele weitere Themen berücksichtigt werden. Um alle Themen einheitlich zu adressieren und die Sicherheit (sowie andere Aspekte der Vertrauenswürdigkeit) zu adressieren, empfiehlt die VDE-AR-E 2842-61 die Verwendung von Assurance Cases. Es ist noch eine offene Forschungsfrage, wie Assurance Cases für KI-Komponenten strukturiert und entwickelt werden sollen, aber es gibt bereits verschiedene Ansätze wie AMLAS [13] oder den Ansatz von Kläs et al. (2021) [14] aus dem Projekt ExamAI [15]. Aktuell wird im Rahmen des Forschungsprojekts LOPAAS [16] versucht, diese Ansätze zu konsolidieren und für Standardisierungsaktivitäten bereitzustellen. Dies betrifft insbesondere die Standardisierungsaktivitäten zu sektorübergreifenden Dokumenten wie dem technischen Report »ISO/IEC AWI TR 5469 Artificial intelligence — Functional safety and AI systems« [17] im Kontext der IEC 61508 und der bereits erwähnten VDE-AR-E 2842-61.

Requirements on platform (HW and classical SW)				
type of failure	measures	measures for HW	measures for SW	measures for AI
systematic	<u>Qualitative Requirements:</u> Culture, Experts, QS Process, Design, Methods & Measures	systematic capability	systematic capability	systematic capability
random	<u>Quantitative Requirements:</u> Metrics and Thresholds	λ , SFF, DC, SIL-related target	-- / --	-- / --
uncertainty-related	<u>Structured Approach:</u> Metrics, References, Measures and Argumentation	-- / --	-- / --	Uncertainty confidence indicator (UCI)
evidences within the argumentation (e.g. GSN) of the trustworthiness assurance case				

Abbildung 5: »Uncertainty-related« Fehler, VDE-AR-E 2842-61

Page 10 of 10

8

Literaturverzeichnis

- [1] Reinecke, Max (2015): Gute Arbeit in der Industrie 4.0 – aus Sicht der Landtechnik. In Alfons Botthof, Ernst Andreas Hartmann (Hrsg.): Zukunft der Arbeit in Industrie 4.0. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 65–68.
- [2] Hauff, Michael von; Kleine, Alexandro (2005): Methodischer Ansatz zur Systematisierung von Handlungsfeldern und Indikatoren einer Nachhaltigkeitsstrategie - Das Integrierende Nachhaltigkeits-Dreieck.
- [3] BMEL (Hrsg.) (2021): Positionspapier der Arbeitsgruppe „Adaptive autonome Agrarsysteme“. Kompetenznetzwerk Digitalisierung in der Landwirtschaft. Online verfügbar unter: <https://www.farmerspace.uni-goettingen.de/wp-content/uploads/2021/08/Positionspapier-der-AG-Adaptive-autonome-Agrarsysteme.pdf>, zuletzt besucht am 12.03.2022
- [4] Shamshiri, R. R., Weltzien, C., Hameed, I. A., Yule, I. J., Grift, T. E., Balasundram, S. K., et al. (2018): Research and development in agricultural robotics: A perspective of digital farming. International Journal of Agricultural Biological Engineering, 11(4), 1–14. <https://doi.org/10.25165/ij.ijabe.20181104.4278>.
- [5] Dörr, Jörg; Fairclough, Bob; Henningsen, Jens; Jahić, Jasmin; Kersting, Stefan; Mennig, Patrick et al. (2019): Scouting the Autonomous Agricultural Machinery Market (041.19/E), online verfügbar unter: https://www.iese.fraunhofer.de/de/innovation_trends/SmartFarming/autonome-Maschinen.html, zuletzt besucht am 12.03.2022
- [6] Huang, H.; Messina, E.; Albus, J. (2007): Autonomy Levels For Unmanned Systems (ALFUS) framework, volume II. Special Publication (NIST SP) - 1011-II-1.0. Gaithersburg, MD.
- [7] International Organization for Standardization – ISO (2022): ISO/CD 18497-1: Agricultural machinery and tractors — Safety of partially automated, semi-autonomous and autonomous machinery — Part 1: Machine design principles and vocabulary. Online verfügbar unter: <https://www.iso.org/standard/82684.html>, zuletzt geprüft am 18.03.2022
- [8] International Organization for Standardization – ISO (2022): ISO 21815-1:2022(en) Earth-moving machinery — Collision warning and avoidance — Part 1: General requirements. Online verfügbar unter: <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:21815:-1:ed-1:v1:en>, zuletzt geprüft am 12.03.2022
- [9] Object Management Group (OMG) (2022): SACMTM Structured Assurance Case Metamodel. Online verfügbar unter: <https://www.omg.org/spec/SACM/About-SACM/>, zuletzt besucht am 18.03.2022
- [10] DEIS project (2022): DEIS - Dependability Engineering Innovation für Cyber Physical Systems (CPS). Online verfügbar unter: <https://www.deis-project.eu/>, zuletzt besucht am 21.03.2022
- [11] Kläs, M., Vollmer, A. M. (2018): Uncertainty in Machine Learning Applications: A Practice-Driven Classification of Uncertainty. WAISE 2018 at Computer Safety, Reliability, and Security (SAFECOMP 2018), Västerås, Sweden, 2018.
- [12] Kläs, M., Adler, R., Sorokos, I., Jöckel, L., Reich, J. (2021): Handling Uncertainties of Data-Driven Models in Compliance with Safety Constraints for Autonomous Behaviour. Proceedings of European Dependable Computing Conference (EDCC 2021), Munich, Germany, IEEE, 2021.
- [13] University of York (2022): AAIP launches new guidance to assure the safety of machine learned components. Online verfügbar unter: <https://www.york.ac.uk/assuring-autonomy/news/news/amlas-published/>, zuletzt besucht am 21.03.2022
- [14] Kläs, M., Adler, R., Jöckel, L., Gross, J., Reich, J. (2021): Using Complementary Risk Acceptance Criteria to Structure Assurance Cases for Safety-Critical AI Components. AISafety 2021 at International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), Montreal, Canada, 2021.
- [15] ExamAI (2022): ExamAI – KI Testing & Auditing. Online verfügbar unter: <https://testing-ai.gi.de/>, zuletzt besucht am 21.03.2022
- [16] Fraunhofer IESE (Hrsg.) (2022): Press Release – Autonomous systems require a paradigm shift in safety engineering (Research Project „LOPAAS“). Online verfügbar unter: <https://www.iese.fraunhofer.de/en/media/press/pm-2021-10-18-paradigmenwechsel-se.html>, zuletzt besucht am 18.03.2022
- [17] International Organization for Standardization – ISO (2022): ISO/IEC AWI TR 5469 – Artificial intelligence – Functional safety and AI systems. Online verfügbar unter: <https://www.iso.org/standard/81283.html>, zuletzt besucht am 21.03.2022



Kontakt

Dr. Rasmus Adler
Program Manager »Autonomous Systems«
Tel. +49 631 6800-2172
rasmus.adler@iese.fraunhofer.de

Fraunhofer IESE
Fraunhofer-Platz 1
67663 Kaiserslautern

www.iese.fraunhofer.de