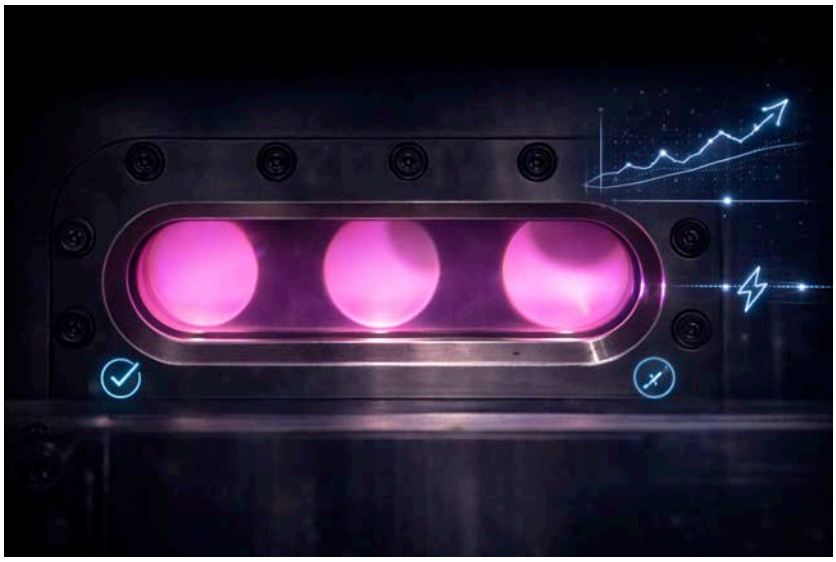
HQ-Dielectrics

Ökobilanzierung und KI-gestützte CO_2-Optimierung der Plasmaoxidation als Prozessschritt in der Halbleiterproduktion



Ein Whitepaper der HQ-Dielectrics GmbH

Autoren

Karlheinz Blank
Alexander Kunz
Dr. Jürgen Nieß
Joachim Reinhart
Ann Mary Varghese

Version: 1.0
18. September 2026

Erstellt im Rahmen von Semiconductor-X, einem Teil der Manufacturing-X Initiative.

Gefördert durch: Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages
Finanziert von der Europäischen Union NextGenerationEU
Bundesministerium für Wirtschaft und Energie

Inhaltsverzeichnis

1. Auf einen Blick 3
2. Warum nachhaltige Halbleiterfertigung Daten braucht 5
3. Wo wir in der Halbleiterwertschöpfungskette ansetzen 7
3.1 Vom Wafer zum System: die vertikale Wertschöpfungskette 8
3.2 Was Produktion ermöglicht: die horizontale Wertschöpfungskette 10
3.3 Unser Anknüpfungspunkt: Equipment und Plasmaoxidation 11
4 Plasmaoxidation mit der Hyperion^{LT}: Prozess, Anlage, Daten 12
4.1 Oxidschichtbildung im Plasma 12
4.2 Die Hyperion^{LT} als datenfähige Prozessanlage 14
4.3 Rezepturen, Prozessparameter und Messgrößen 15
5. Ökobilanzierung von Anlage und Prozess 17
5.1 Was wird bilanziert - und was nicht? 17
5.2 Von Stücklisten und Sensordaten zur Sachbilanz 19
5.3 Ergebnisse: Herstellungsfußabdruck, Prozess-PCF und Einsparpotenzial 21
5.4 Wo die größten Hebel liegen 23
5.5 Wie belastbar sind die Ergebnisse? 24
6. Vom Prozesssignal zum Digitalen Zwilling 26
6.1 Vom realen System zum Datenmodell 26
6.2 Wie Sensordaten in die Dateninfrastruktur gelangen 27
6.3 Zeitreihen sichtbar machen: Datenhaltung und Monitoring 27
6.4 Rezeptvergleiche auf Kennzahlenbasis 29
6.5 Datenbasis für KI-gestützte Optimierung 30
7. KI als virtueller Sensor für die Plasmazündung 31
7.1 Weniger Energie, aber sichere Plasmazündung 31
7.2 Vom Zündereignis zum Trainingsdatensatz 32
7.3 Virtueller Sensor statt zusätzlicher Hardware 34
7.4 Was das Modell erkennt – und wie gut 35
7.5 Grenzen des Ergebnisses 36
8. Ausblick: bessere Anlagen, geringerer CO_2e-Fußabdruck 38
8.1 Zwei Entwicklungslinien 38
8.2 Wie OEE und CO_2e Fußabdruck zusammenhängen 39
8.3 Von der Forschung in die Produktion 40
Autorinnen und Autoren 42
Über HQ-Dielectrics GmbH 43
Literaturverzeichnis 44
Abbildungsverzeichnis 47
Tabellenverzeichnis 48

1. Auf einen Blick

Die Halbleiterindustrie steht vor der Aufgabe, technologische Leistungsfähigkeit, Versorgungssicherheit und ökologische Nachhaltigkeit stärker miteinander zu verbinden. Das vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWE) und der EU geförderte Projekt Semiconductor-X greift diese Herausforderung im Rahmen von Manufacturing-X auf und adressiert Datenräume, digitale Zwillinge und interoperable Datenmodelle für die Halbleiter-Wertschöpfungskette (Semiconductor-X, 2026). Das HQ-Dielectrics-Teilprojekt konkretisiert diesen Ansatz am Beispiel der Plasmaoxidation mit einer Maschine, der Hyperion^{LT}. Ziel ist es, zu zeigen, wie Anlagen-, Prozess- und Sensordaten für Ökobilanzierung, Prozessvergleich und KI-gestützte Optimierung genutzt werden können.

Methodisch unterscheidet das Whitepaper zwei Ebenen: die Ökobilanz der Hyperion^{LT} und die Prozessökobilanz eines definierten Plasmaoxidationsrezepts. Diese Trennung ist zentral, weil Anlagenherstellung und Prozessbetrieb unterschiedliche Systemgrenzen, Datenquellen und Optimierungshebel besitzen. Die orientierende Maschinen-Ökobilanz ergibt für die betrachtete Anlage einen Herstellungsfußabdruck von rund 14,1 t CO_2-Äquivalenten (CO_2e). Die größten Beiträge entstehen durch material- und fertigungsintensive Baugruppen, insbesondere Prozesskammer, Z-Lift-System und Mikrowelleneinheit.

Die Prozess-Ökobilanz zeigt, dass der laufende Betrieb vor allem durch den elektrischen Energieverbrauch geprägt wird. Im betrachteten Referenzprozess lag der Energieverbrauch zunächst bei 0,405 kWh pro Wafer, entsprechend 158 g CO_2e pro Wafer. Durch Reduktion der Mikrowellen-Generatorleistung bei gleichzeitiger Anpassung nicht direkt Co_2e relevanter Prozessparameter konnte der Energieverbrauch auf 0,371 kWh pro Wafer gesenkt werden; der CO_2 Fußabdruck des Prozesses reduzierte sich auf 146 g CO_2e pro Wafer. Bei 100.000 Wafern pro Jahr entspricht dies einer Einsparung von rund 1.200 kg CO_2e. Im betrachteten Zehnjahresszenario entfallen rund 92 % des kumulierten Fußabdrucks auf den Prozessbetrieb und rund 8 % auf die Maschinenherstellung.

Der digitale Zwilling bildet die Datenbasis für diese Auswertungen. Er verbindet Sensor-, Prozess-, Rezept- und Maschinendaten mit Zeitbezug und macht sie für Monitoring, LCA/PCF, Prozessvergleich und weitere Analysen nutzbar. Dadurch können ökologische Kennzahlen nicht nur nachträglich berechnet, sondern mit realen Prozessverläufen und Betriebszuständen verknüpft werden.

Auf dieser Grundlage wurde ein KI-Anwendungsfall untersucht: die Erkennung der Plasmazündung. Eine geringere Mikrowellenleistung senkt zwar den Energieverbrauch, darf aber die zuverlässige Plasmazündung und Prozessstabilität nicht gefährden. Das Modell wurde entwickelt, um als virtueller Sensor den Zündungserfolg zu erkennen und unterscheidet erfolgreiche von fehlgeschlagenen Zündungen anhand vorhandener physikalischer Sensordaten. Im

bisherigen Benchmark zeigte ein Convolutional Neural Network die beste Leistung. Das Ergebnis belegt die grundsätzliche Einsatzfähigkeit des eingesetzten Netzes, bleibt aber auf die bisher untersuchten Daten, Rezepte und Betriebszustände begrenzt.

Aus den Ergebnissen des HQ-D-Teilprojekts ergeben sich zwei Zielgrößen für die weitere Entwicklung: höhere Gesamtanlageneffektivität und weitere Reduktion des CO_2e-Fußabdrucks. Diese Ziele werden über zwei Entwicklungslinien adressiert: eine daten- und KI-gestützte Linie aus Semiconductor-X sowie eine physikalisch-chemische Linie mit neuen Prozessrouten, Prozessgasen, Plasmaquellen und Anlagenkonzepten. Ergänzend kann ein emissionsärmerer Strommix den bilanzierten CO_2e-Fußabdruck des Prozessbetriebs deutlich senken. HQ-Dielectrics möchte damit einen Beitrag zu einer wirtschaftlicheren und langfristig CO_2e-neutraleren Halbleiterfertigung leisten.

2. Warum nachhaltige Halbleiterfertigung Daten braucht

Halbleiter sind eine Schlüsseltechnologie für die digitale, industrielle und ökologische Transformation. Ihre strategische Bedeutung kommt nicht nur durch ihre Rolle bei Automatisierung, Kommunikation, künstliche Intelligenz, Elektromobilität, Militär und Energietechnik zustande. Sie sind auch wichtig, um technologische Souveränität, resiliente Lieferketten, nachhaltige Produktion und strategische Handlungsfähigkeit in Europa zu fördern (European Commission, 2021; European Commission, 2022).

Semiconductor-X greift diese Ausgangslage auf und überträgt den Manufacturing-X-Ansatz auf die Halbleiterindustrie. Im Mittelpunkt stehen Datenräume, digitale Zwillinge und interoperable Datenmodelle. Sie sollen es ermöglichen, Produkt-, Prozess- und Nachhaltigkeitsdaten entlang einer komplexen, international verteilten Wertschöpfungskette strukturiert zu erfassen, kontrolliert auszutauschen und für konkrete Verbesserungen nutzbar zu machen, etwa durch Künstliche Intelligenz (KI) und datenbasierte Optimierung. Damit leistet diese Initiative einen Beitrag zu mehr Transparenz, Rückverfolgbarkeit und Resilienz in der Halbleiterlieferkette. Abbildung **1** zeigt von der strategischen Stärkung der Halbleiterindustrie bis zur demonstrierten CO_2-Optimierung der Plasmaoxidation die Motivation und Einordnung des HQ-D-Teilprojekts in Semiconductor-X.

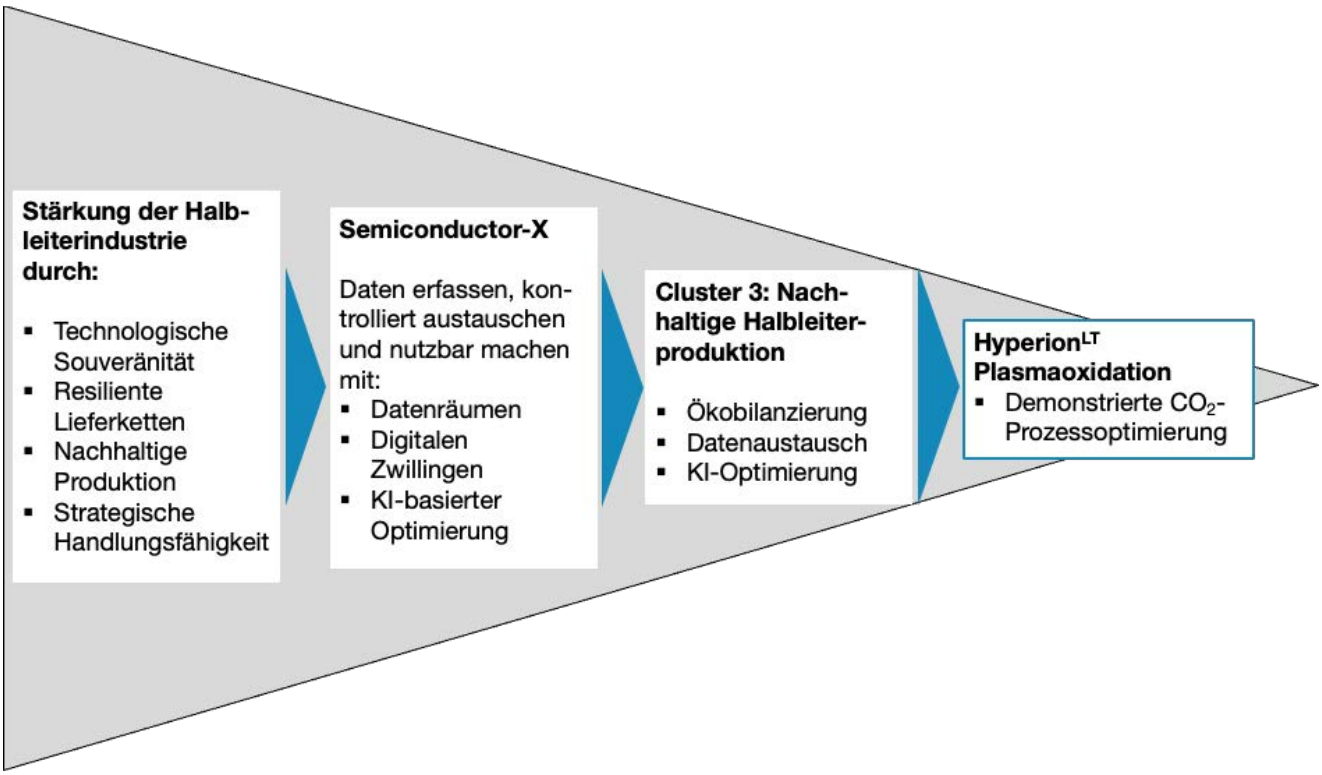


Abbildung 1: Motivation und Einordnung des HQ-D-Teilprojekts in Semiconductor-X.

Innerhalb des Projekts Semiconductor-X konzentriert sich mit Anwendungscluster 3 ein Bündel von Teilprojekten auf nachhaltige Halbleiterproduktion. Ziel ist die Ermittlung und Optimierung des CO_2-Fußabdrucks einschließlich Energieverbrauch und Wasserfußabdruck entlang der Wertschöpfungskette. Grundlage hierfür sind Life Cycle Assessment (LCA, deutsch: Ökobilanzierung) und Product Carbon Footprint (PCF) als methodische Ansätze zur Bewertung produkt- und prozessbezogener Umweltwirkungen. Diese Aufgabe ist methodisch anspruchsvoll, weil Halbleiter-Ökobilanzen durch komplexe Prozessketten, schwer zugängliche Prozessdaten, vertrauliche Prozessrezepte und uneinheitliche Berichtsmethoden geprägt sind (Sharma, 2023; SEMI/SCC/ERM, 2025). Aktuelle Analysen zeigen zugleich, dass Energieverbrauch und Emissionen der Chipproduktion erheblich steigen und zuverlässige, vergleichbare Umweltdaten weiterhin fehlen (Hess & Semenova, 2025).

HQ-Dielectrics konkretisiert diesen Ansatz am Beispiel der Plasmaoxidation mit der eigenen Anlage Hyperion^{LT}. Der entwickelte Demonstrator verbindet Maschinen-LCA, Prozess-LCA, CO_2-Footprint-Optimierung und strukturierten PCF-Datenaustausch im Semiconductor-X-Ökosystem. Der Kern des Vorhabens ist die nachweisbare Optimierung: Durch Anpassung der Mikrowellen-Generatorleistung konnte der Stromverbrauch eines Referenzprozesses von 0,405 auf 0,371 kWh pro Wafer reduziert werden. Der CO_2-Ausstoß sank von 158 auf 146 g pro Wafer; bei 100.000 Wafern entspricht dies rund 1.200 kg CO_2 Einsparung pro Jahr.

Dieses Whitepaper dokumentiert Ausgangslage, Ansatz und Ergebnisse des HQ-D-Projekts als Teil von Semiconductor-X. Es soll zeigen, wie Ökobilanzierung, digitaler Zwilling und KI-gestützte Prozessoptimierung in einem realen Equipment-Kontext zusammenwirken. Die detaillierte Einordnung der Halbleiter-Wertschöpfungskette erfolgt im folgenden Kapitel.

3. Wo wir in der Halbleiterwertschöpfungskette ansetzen

Die Halbleiterherstellung erfolgt in einem global verteilten und hochspezialisierten Wertschöpfungsnetzwerk. Es umfasst Chip-Design, Materialien, Anlagen, Softwarewerkzeuge, Waferfertigung, Backend-Verarbeitung, Systemintegration, Nutzung sowie Entsorgung und Recycling. Moderne Waferfertigung kann je nach Produkt mehrere hundert bis über tausend Prozessschritte umfassen und erfordert zahlreiche spezialisierte Inputs, Anlagenklassen und globale Lieferbeziehungen (Varas et al., 2021).

Für dieses Whitepaper ist die im Projekt Semiconductor-X verwendete Unterscheidung zwischen vertikaler und horizontaler Wertschöpfungskette maßgeblich (siehe Abbildung **2**). Die vertikale Wertschöpfungskette beschreibt den Weg eines Halbleiterprodukts von der Waferherstellung und Chip-Design über den Halbleiterproduktionsprozess bis hin zu Nutzung, Entsorgung und Recycling. Die horizontale Wertschöpfungskette umfasst die begleitenden Beiträge, die diese Prozessstufen ermöglichen, insbesondere Anlagen, Maschinen, Chemikalien, Prozessgase, Energie, Wasser, Infrastruktur, Logistik etc. (Eckstein, 2024).

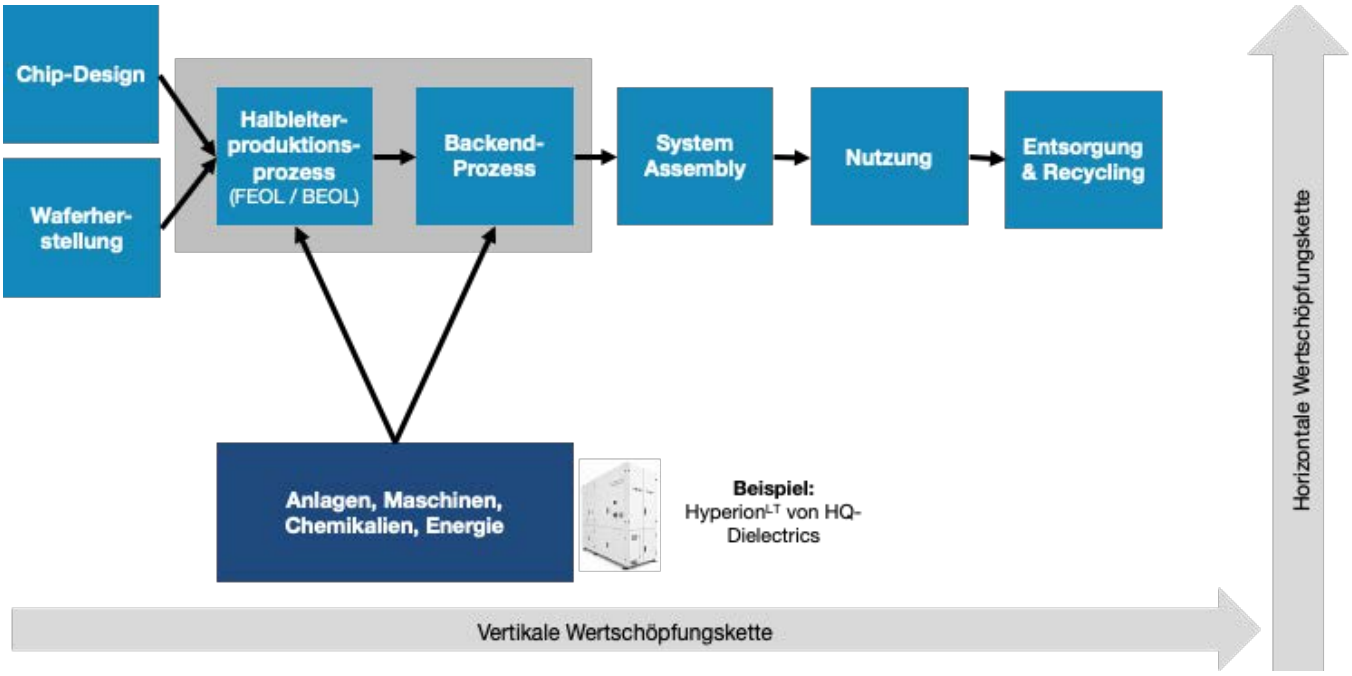


Abbildung 2: Vertikale und horizontale Wertschöpfungskette der Halbleiterherstellung nach Semiconductor-X-Terminologie (eigene Darstellung in Anlehnung an Varas et al. (2021) und Eckstein (2024)).

Diese Unterscheidung ist für die Einordnung von HQ-Dielectrics zentral. HQ-D ist als Equipment- und Prozesstechnologieanbieter Teil der horizontalen Wertschöpfungskette. Der konkrete technologische Anknüpfungspunkt liegt zugleich in der vertikalen Wertschöpfungskette: der Oxidation beziehungsweise Plasmaoxidation als Prozessschritt der Waferfertigung.

Damit verbindet der Demonstrator Anlagen- und Prozessdaten mit Ökobilanzierung und CO_2-Optimierung (Reinhart und Varghese, 2025; Eckstein, 2024).

Die Datenerhebung für LCA und PCF erfolgt, indem man alle relevanten Informationen entlang des gesamten Herstellungswegs sammelt. Für jedes Produkt, jede einzelne Komponente, jeden Produktionsprozess und jeden einzelnen Prozessschritt. Relevante Kategorien sind unter anderem Energie, Wasser, Rohmaterialien, Transport, Emissionen, Abwasser und Abfälle (Eckstein, 2024). Dieses Kapitel ordnet deshalb zunächst die Wertschöpfungskette ein, bevor die folgenden Kapitel Technologie, LCA, digitalen Zwilling und KI-gestützte Optimierung vertiefen.

3.1 Vom Wafer zum System: die vertikale Wertschöpfungskette

Gemäß der hier verwendeten Terminologie beschreibt die vertikale Wertschöpfungskette den Weg des entstehenden Halbleiterprodukts durch die zentralen Wertschöpfungsstufen (siehe Abbildung 2). Sie reicht von der Waferherstellung und dem Chip-Design über den Halbleiterproduktionsprozess, den nachgelagerten Backend-Prozess und das System Assembly bis zur Nutzung sowie Entsorgung und Recycling (Reinhart und Varghese, 2025b).

Am Anfang steht die Waferherstellung. Ausgangspunkt ist Silizium, das gereinigt, zu Einkristallen (sogenannten Ingots) gezüchtet und anschließend in dünne Wafer gesägt wird. Danach folgen Kantenbearbeitung, Schleifen, Ätzen, Polieren, Reinigung, Qualitätskontrolle sowie Verpackung und Versand. Die Waferherstellung bildet damit die materielle Grundlage für alle weiteren Prozessschritte.

Parallel beziehungsweise vorgelagert erfolgt das Chip-Design. Dabei werden Funktion, Architektur und späteres Layout des Chips festgelegt. Unterstützt wird dieser Prozess durch spezialisierte Softwarewerkzeuge und wiederverwendbare Entwurfsbausteine (Varas et al., 2021). Die Halbleiterindustrie ist entsprechend stark arbeitsteilig organisiert: Einige Unternehmen entwickeln und fertigen Chips selbst, andere konzentrieren sich auf Teilbereiche z.B. das Design, Fertigung, Test, Packaging oder die Bereitstellung notwendiger Anlagen und Materialien. Zu den zentralen Akteuren zählen Integrated Device Manufacturers (IDM), Fabless-Unternehmen, Foundries, OSAT- (Outsourced Semiconductor Assembly and Test) Anbieter und Equipment-Hersteller wie etwa ASML oder HQ-Dielectrics (Wissenschaftliche Dienste, 2022).

Der wichtigste technische Schritt ist die Herstellung der Halbleiterstrukturen direkt auf dem Wafer. Dabei werden die Schaltkreise unmittelbar auf bzw. in dessen Oberfläche gebaut (siehe Abbildung 3). Typische Prozessschritte sind Oxidation beziehungsweise Beschichtung, Fotolithografie, Ätzen, Dotierung beziehungsweise Implantation, Metallisierung, Polieren, Reinigen und Tests. Diese Schritte werden produkt- und technologieabhängig vielfach wiederholt. Die Waferfertigung kann je nach Produkt bis zu 1.400 Prozessschritte umfassen; die Fertigungszeit von kompletten Wafern liegt typischerweise bei etwa zwölf Wochen und kann bei fortgeschrittenen Prozessen 14 bis 20 Wochen erreichen (Varas et al., 2021).

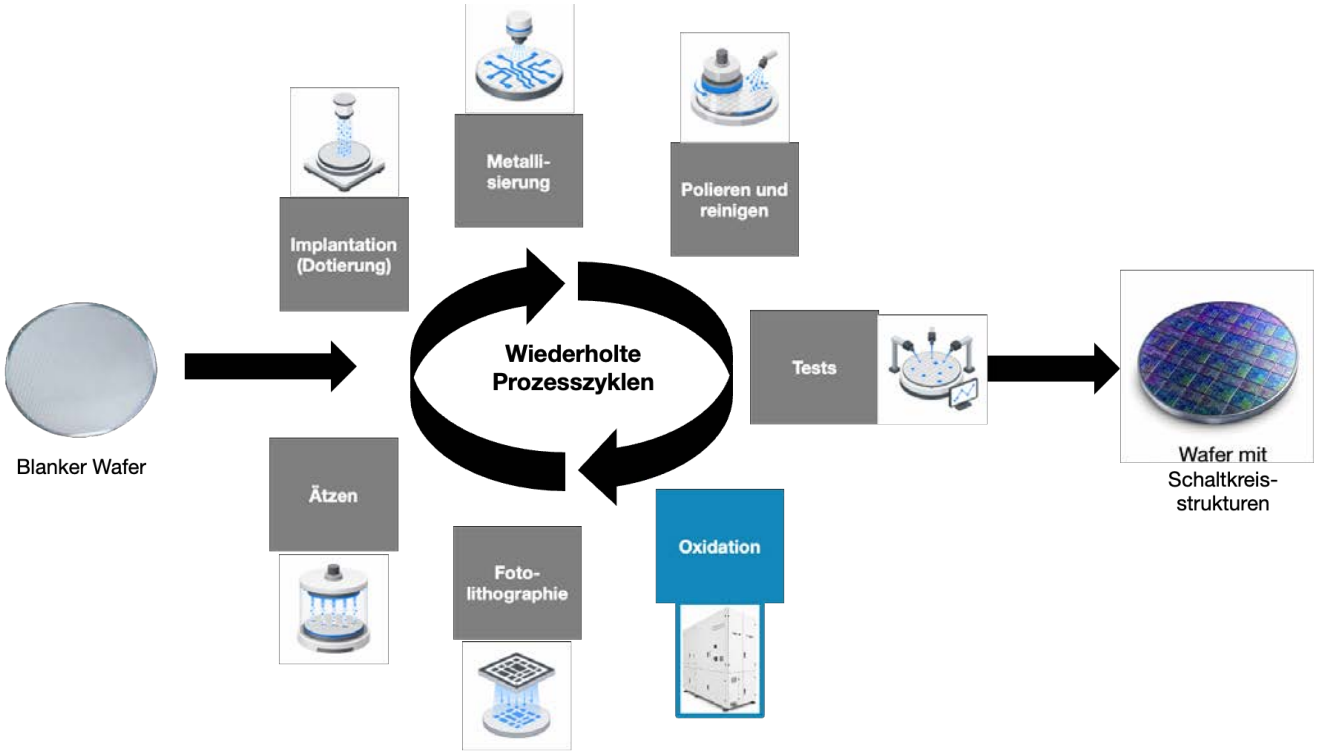


Abbildung 3: Wiederholte Prozessschritte der Waferprozessierung mit Oxidation als Anknüpfungspunkt der Hyperion^{LT} von HQ-D (eigene Darstellung in Anlehnung an Varas et al. (2021)).

Für HQ-Dielectrics ist innerhalb dieses Prozessabschnitts insbesondere die Oxidation relevant. Die Abbildung 3 zeigt sie als Teil eines mehrfach durchlaufenen Prozesszyklus. Das Teilprojekt von HQ-D setzt hier mit der Plasmaoxidation an, also der Bildung beziehungsweise Modifikation einer Oxidschicht auf der Waferoberfläche (siehe Abbildung **5**). Damit wird ein klar abgrenzbarer Prozessschritt für LCA, PCF und CO_2-Optimierung nutzbar gemacht (Reinhart et al., 2025).

Nach der Waferprozessierung folgt der Backend-Prozess. Zunächst werden die Chips direkt auf dem Wafer elektrisch geprüft. Dieser Schritt wird als Wafer Test beziehungsweise Electrical Die Sorting bezeichnet. Dabei werden funktionsfähige und defekte Dies identifiziert. Anschließend wird der Wafer in einzelne ungehäuste Chips zerlegt. Diese einzelnen Chip-Einheiten werden als „Die“ bezeichnet. Danach folgen Montage, elektrische Kontaktierung, Verkapselung, abschließender Test sowie Verpackung und Versand (vgl. Varas et al., 2021).

Im System Assembly werden die Chips anschließend in Module, Baugruppen oder Endsysteme integriert, etwa für Fahrzeuge, Industrieanlagen, Kommunikationssysteme, Rechenzentren, Medizingeräte oder Konsumelektronik. Anschließend folgt die Nutzungsphase, am Ende der vertikalen Wertschöpfungskette stehen Entsorgung und Recycling. Die drei letztgenannten

Stufen stehen in Semiconductor-X und in diesem Whitepaper nicht im methodischen Mittelpunkt, bleiben aber Teil der Gesamtsicht auf den Lebensweg von Halbleitern (Reinhart und Varghese, 2025).

3.2 Was Produktion ermöglicht: die horizontale Wertschöpfungskette

Die horizontale Wertschöpfungskette umfasst die Beiträge, die die vertikale Produkt- und Prozesskette ermöglichen. Dazu gehören insbesondere Anlagen, Maschinen, Chemikalien, Prozessgase, Energie, Wasser, Reinraum- und Sub-Fab-Infrastruktur, Logistik sowie digitale Daten- und Schnittstellenstrukturen. Sie ist in Abbildung 2 als ergänzende Ebene zur vertikalen Wertschöpfungskette dargestellt. HQ-Dielectrics ist in dieser Sichtweise Teil der horizontalen Wertschöpfungskette, weil das Unternehmen Equipment und Prozesstechnologie für einen spezifischen Fertigungsschritt bereitstellt (Eckstein, 2024).

Im Semiconductor-X-Konsortium wird diese horizontale Perspektive exemplarisch durch unterschiedliche Partnerrollen abgebildet. Beispiele sind Material- und Chemikalienlieferanten wie Merck, Equipment- und Prozesstechnologieanbieter wie HQ-D, Fab- und Sub-Fab-nahe Akteure wie Intel, Infineon oder Elmos, Logistikpartner wie DHL, Forschungs- und Entwicklungseinrichtungen wie Fraunhofer sowie Partner für Datenräume, Systemintegration und Analytics. Damit wird sichtbar, dass ökologische Bewertung in der Halbleiterfertigung nicht nur den eigentlichen Waferprozess betrifft, sondern auch Zuliefer-, Anlagen- und Datenstrukturen.

Für LCA und PCF wird die horizontale Wertschöpfungskette damit zur relevanten Input- und Datenebene. Eckstein ordnet die Datenerhebung im Semiconductor-X Projekt entlang von Produkt, Komponente, Produktionsprozess und Prozessschritt ein und nennt unter anderem Energie, Wasser, Rohmaterialien, Transport, Emissionen, Abwasser, Abfälle und Produktoutput als Kategorien des Life Cycle Inventory (LCI) (Eckstein, 2024). Auch BCG/SIA und die Wissenschaftlichen Dienste verweisen auf die Bedeutung spezialisierter Anbieter für Materialien, Chemikalien, Prozessgase, Siliziumwafer und Fertigungsequipment (Varas et al., 2021; Wissenschaftliche Dienste, 2022).

Für eine Prozessanlage wie die Hyperion^{LT} betrifft die horizontale Perspektive vor allem den Bau der Anlage. Relevant sind insbesondere die Bill of Materials (BOM), Materialarten und -mengen, Massen einzelner Baugruppen, zugekaufte Komponenten, Fertigungs- und Montageprozesse, Transportwege, Verpackung sowie Ersatz- und Verschleißteile. Diese Daten bilden die Grundlage der Maschinen-LCA.

Davon zu unterscheiden ist der Betrieb der Anlage im Plasmaoxidationsprozess. Dieser gehört zur Prozessbetrachtung und bildet die Grundlage der Prozess-LCA. Im Mittelpunkt stehen elektrische Leistungsaufnahme, Prozessdauer, Prozessgase, Medienversorgung, Betriebszustände, Zusatzaggregate und Durchsatz. Damit trennen wir hier zwischen Maschinen LCA für die Anlage und Prozess-LCA für den Betrieb der Hyperion^{LT} im Plasmaoxidationsprozess.

3.3 Unser Anknüpfungspunkt: Equipment und Plasmaoxidation

Die Hyperion^{LT} verbindet die beiden zuvor beschriebenen Perspektiven. Als Plasmaoxidationsanlage gehört sie zur horizontalen Wertschöpfungskette, weil HQ-Dielectrics Equipment, Prozesstechnologie und Betriebsdaten für einen spezifischen Fertigungsschritt bereitstellt. Der damit durchgeführte Prozess, die Plasmaoxidation, ist zugleich ein konkreter Schritt innerhalb der vertikalen Waferprozessierung.

Abbildung 2 zeigt die Einordnung von HQ-Dielectrics in die horizontale Wertschöpfungskette, Abbildung 3 verortet die Oxidation als wiederkehrenden Prozessschritt der Waferprozessierung. Der HQ-D-Demonstrator greift diese Verbindung praktisch auf und fokussiert auf vier Bausteine: Maschinen-LCA, Prozess-LCA, CO_2-Footprint-Optimierung und strukturierter PCF-Datenaustausch im Semiconductor-X-Ökosystem. Die detaillierte Darstellung erfolgt in den folgenden Kapiteln.

Aus der Einordnung folgt, dass die ökologische Bewertung präzise abgegrenzt werden muss. Die Plasmaoxidation kann nicht mit dem gesamten CO_2-Fußabdruck eines Halbleiterprodukts gleichgesetzt werden, sondern bildet einen spezifischen Beitrag innerhalb einer größeren Prozesskette. Für LCA und PCF müssen daher Systemgrenzen, funktionale Einheit, Datenquellen und Annahmen eindeutig definiert werden.

Für die Maschinen-LCA stehen die Daten der horizontalen Wertschöpfungskette im Vordergrund. Bei der Hyperion^{LT} betrifft dies insbesondere Bill of Materials (BOM), Materialarten und -mengen, Massen einzelner Baugruppen, Fertigungsprozesse, Transportwege und Verpackung. Diese Informationen sind Bestandteil des Life Cycle Inventory und bilden die Grundlage für die ökologische Bewertung der Anlage (Eckstein, 2024).

Davon zu unterscheiden ist die Prozess-LCA des Betriebs der Anlage. Sie betrifft den Plasmaoxidationsprozess innerhalb der vertikalen Waferprozessierung. Relevant sind hier vor allem elektrische Leistungsaufnahme, Prozessdauer, Prozessgase, Medienversorgung, Betriebszustände, Zusatzaggregate und Durchsatz.

Im folgenden Kapitel betrachten wir die Plasmaoxidation genauer.

4. Plasmaoxidation mit der Hyperion^{LT}: Prozess, Anlage, Daten

Wie wir in Kapitel 3 gezeigt haben, ist die Plasmaoxidation ein Prozessschritt innerhalb der Waferprozessierung. Ziel ist die Bildung oder die Modifikation einer Oxidschicht auf der Waferoberfläche. Solche Oxidschichten sind in der Halbleiterfertigung unter anderem für Isolation, Grenzflächenqualität, Bauelementfunktion und weitere Prozessschritte relevant.



Abbildung 4: Hyperion^{LT} von HQ-Dielectrics (eigene Darstellung).

Im HQ-D-Teilprojekt von Semiconductor-X wird dieser Prozess anhand der Hyperion^{LT} betrachtet, einer Plasmaoxidationsanlage von HQ-Dielectrics. Die Anlage bildet den technologischen Bezugspunkt für die spätere ökologische Bewertung, den digitalen Zwilling und die KI-gestützte Optimierung. Die technische Basis dafür bilden die mikrowellenbasierte Niedertemperatur-Plasmaoxidation und die spezifische Anlagenarchitektur der Hyperion^{LT}. Der Demonstrator ist dabei die praktische Umsetzung dieses Ansatzes; die technische Grundlage bilden die mikrowellenbasierte Niedertemperatur-Plasmaoxidation und die Anlagenarchitektur der Hyperion LT (Reinhart et al., 2025; Nieß et al., 2025).

4.1 Oxidschichtbildung im Plasma

Wie in Abschnitt 3.1 dargestellt, gehört Oxidation zu den wiederkehrenden Prozessschritten in der Waferfertigung. Bei der Oxidation wird auf der Oberfläche des Wafers eine Oxidschicht erzeugt oder eine bestehende Schicht gezielt verändert (siehe Abbildung **5**). Im Fall von Silizium

entsteht dabei Siliziumdioxid (SiO_2), das als dielektrische Schicht, Grenzflächenschicht oder Bestandteil weiterer Bauelementstrukturen genutzt werden kann.

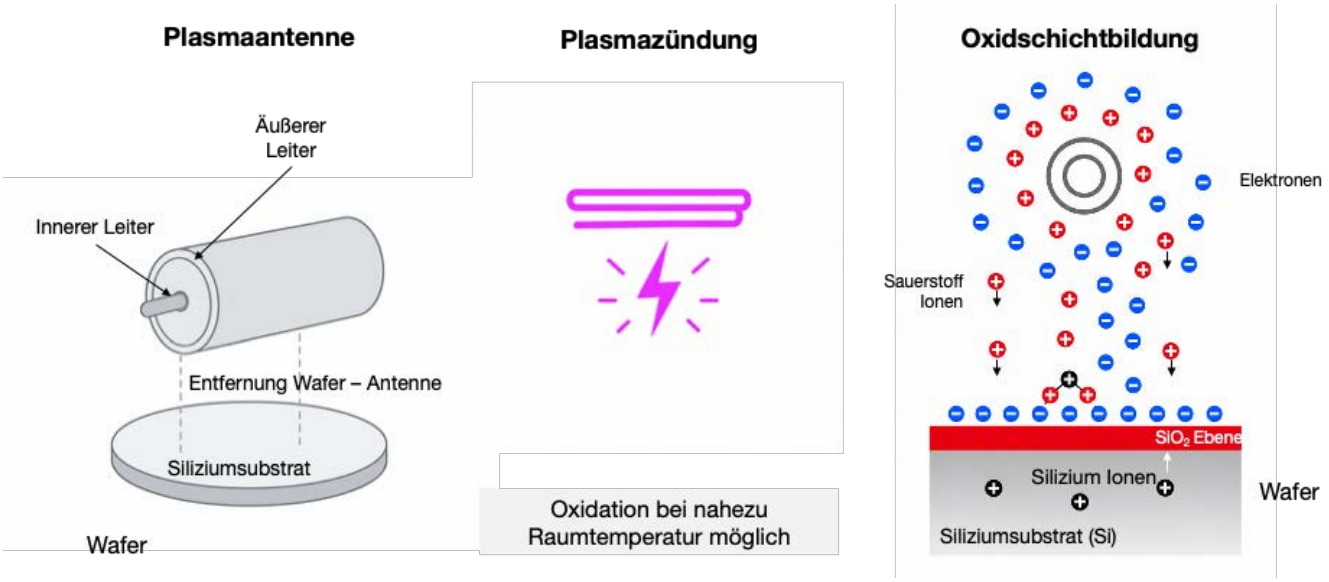


Abbildung 5: Schematische Darstellung der Plasmaoxidation von Silizium. Durch Plasmazündung entstehen reaktive Sauerstoffionen, die an der Waferoberfläche die Bildung einer SiO_2-Schicht unterstützen (eigene Darstellung).

Die Besonderheit der Plasmaoxidation liegt darin, dass die Oxidation nicht ausschließlich durch hohe Temperaturen angetrieben wird. Stattdessen wird ein Prozessgas durch Energiezufuhr in ein Plasma überführt. Plasma ist ein angeregter Gaszustand, in dem unter anderem Ionen, Elektronen und neutrale Teilchen vorkommen. Für den Oxidationsprozess besonders wichtig sind sogenannte reaktive Spezies. Das sind hier reaktionsfreudige Sauerstoffteilchen, die im Plasma aus dem Prozessgas entstehen. Dazu gehören zum Beispiel Sauerstoff-Ionen und Sauerstoff-Radikale. Sie reagieren mit der Siliziumoberfläche und unterstützen die Bildung der SiO_2-Schicht (siehe Abbildung 5).

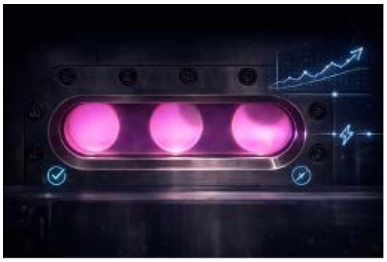
Bei der Hyperion^{LT} wird das Plasma mikrowellenbasiert erzeugt. Prozessgase wie Sauerstoff werden dabei in reaktive Sauerstoffteilchen überführt, die die Oxidation der Waferoberfläche ermöglichen. Der technologische Vorteil liegt im deutlich geringeren thermischen Budget: Oxidschichten können bei deutlich geringeren Temperaturen erzeugt werden als mit klassischen, rein thermischen Oxidationsverfahren. Das ist vor allem für moderne dreidimensionale Bauelementstrukturen relevant, die hochwertige und möglichst gleichmäßige Oxide benötigen, aber häufig empfindlich auf hohe Temperaturbelastung (etwa 3D-Strukturen und FinFETs) reagieren (Nieß, 2014).

Ein weiterer technologischer Aspekt ist der Mechanismus der anodischen Oxidation. Nieß beschreibt, dass dieser Mechanismus während des Wachstums der Oxidschicht lokale Unterschiede ausgleichen kann. Dadurch können verbesserte Dickenhomogenität und eine gleichmäßigere atomare Oberflächenrauheit unterstützt werden. Für Anwendungen, bei denen

Grenzflächenqualität, Homogenität und Defektarmut entscheidend sind, ist dies ein wichtiger technologischer Vorteil (Nieß, 2024).

4.2 Die Hyperion^{LT} als datenfähige Prozessanlage

Die Hyperion^{LT} ist eine Plasmaoxidationsanlage für die kontrollierte Behandlung von Waferoberflächen. Im Zentrum steht eine Prozesskammer, in welcher der Wafer positioniert, mit Prozessgasen beaufschlagt und dem Plasma ausgesetzt wird (siehe Abbildung **6**). Die Anlage kombiniert Plasmaerzeugung, Gasführung, Waferpositionierung, Temperaturmessung, Rotation, Kühlung und optionale Wafererwärmung in einem kontrollierten Prozessumfeld.



Realbild der Plasmaquelle

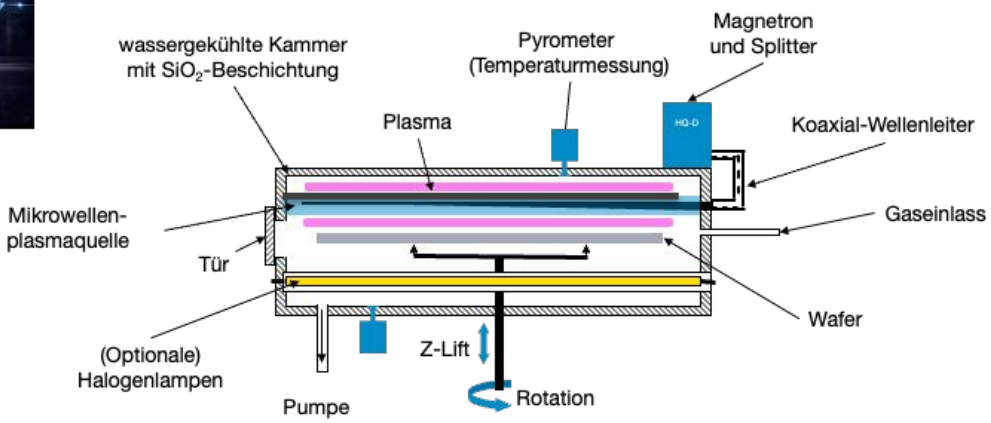


Abbildung 6: Realbild der Plasmaquelle und vereinfachtes Schema der Hyperion^{LT} Prozesskammer mit Plasmaerzeugung, Gaseinlass, Waferpositionierung, Temperaturmessung, Rotation, Z-Lift und optionaler Lampenheizung (eigene Darstellung).

Die Mikrowellenplasmaquelle (siehe Abbildung **6** links) stellt die Energie zur Plasmaerzeugung bereit. Über geeignete Bauteile wird diese Energie in die Prozesskammer eingekoppelt. Dort entsteht bei geeignetem Prozessdruck das Plasma in der Nähe des Wafers.

Die Waferposition wird über Waferauflage, Rotation und Z-Lift kontrolliert. Die Rotation und die einzelne Ansteuerbarkeit der parallel angeordneten stabförmigen Plasmaquellen unterstützt eine gleichmäßige Behandlung der Waferfläche. Der Wafer Hubmechanismus (Z-Lift) ermöglicht die Einstellung des Abstands zwischen Wafer und Plasmaquelle. Dieser Abstand beeinflusst, wie stark der Wafer den reaktiven Teilchen ausgesetzt ist, und ist damit ein relevanter Prozessparameter.

Zusätzlich kann die Anlage mit Lampenheizung arbeiten. Halogenlampen können eingesetzt werden, um den Wafer vorzuwärmen, während der Plasmabehandlung auf erhöhten

Temperaturen zu halten, oder thermisch nachzubehandeln. Dadurch lassen sich reine Plasmaoxidation und gezielte Temperaturführung kombinieren. Diese Flexibilität ist wichtig, weil unterschiedliche Anwendungen unterschiedliche Anforderungen an Oxiddicke, Homogenität, Temperaturführung und Prozesszeit stellen.

Die Anlage kann zahlreiche Prozess- und Betriebsdaten erfassen. Dazu gehören unter anderem Kühlwasserflüsse und -temperaturen, Kühlluftflüsse und -temperaturen, Mikrowellenleistung, Heizleistung der IR-Lampen, Wafertemperatur, Gasflüsse, Kammerdruck, Waferposition, Waferrotationsgeschwindigkeit, Kammeraußentemperatur, Gesamtstromverbrauch sowie Wafer- und Prozesszähler (Reinhart und Varghese, 2025). Diese Messgrößen sind nicht nur für die Prozessführung relevant. Sie bilden zugleich die Datengrundlage, die in den folgenden Kapiteln für Prozess-LCA, Digitalen Zwilling und KI-gestützte Optimierung aufgegriffen wird.

4.3 Rezepturen, Prozessparameter und Messgrößen

Der Plasmaoxidationsprozess lässt sich als Abfolge einzelner Schritte innerhalb eines Rezepts beschreiben. Ein Rezept legt die wesentlichen Prozessbedingungen fest, etwa Prozessgase, Gasflüsse, Prozessdruck, Mikrowellenleistung, Temperaturführung, Oxidationszeit, Spülphasen und Abkühlbedingungen. Die Rezeptoptimierung zielt typischerweise auf Schichtdicke, -qualität, Gleichmäßigkeit, Defektfreiheit, Prozessstabilität und Effizienz bzw. Durchsatz.

Im Ablauf wird (nach erfolgter Rezeptdefinition und -einspielung) der Wafer der Anlage zugeführt, identifiziert und in die Prozesskammer eingebracht. Anschließend wird die Kammer evakuiert, das Prozessgas eingeleitet und der gewünschte Druck eingestellt. Danach werden Waferposition und Rotation eingestellt, das Plasma gezündet und die eigentliche Plasmaoxidation durchgeführt. Während dieser Phase bildet sich die Oxidschicht auf der Waferoberfläche. Ist die gewünschte Oxiddicke erreicht, werden Plasma und gegebenenfalls Heizlampen abgeschaltet. Danach wird der Wafer entnommen, die Kammer gespült und belüftet. Bei Bedarf erfolgt eine externe Messung zur Bestimmung der Oxiddicke und der Homogenität.

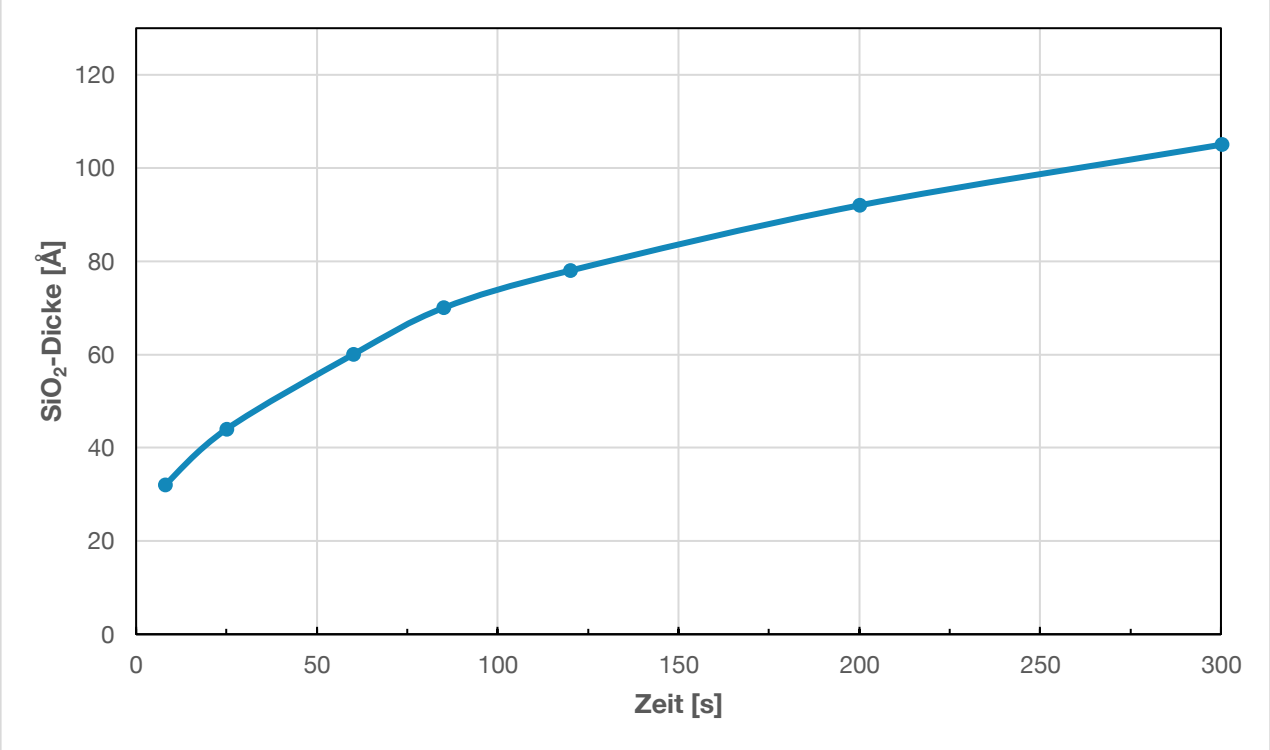


Abbildung 7: Beispiel für eine Wachstumskurve mit der Oxiddicke als Funktion der Plasmazeit (Nieß, 2024).

Die Oxiddicke und die Qualität der Schicht hängen nicht von einem einzelnen Parameter ab. Relevante Einflussgrößen sind insbesondere Prozessgase, Druck, Mikrowellenleistung, Abstand zwischen Wafer und Plasmaquelle, Gaszusammensetzung, Temperatur und Prozessdauer. Abbildung 7 zeigt dies exemplarisch anhand einer SiO_2-Wachstumskurve, bei der die Oxiddicke als Funktion der Plasmazeit betrachtet wird und die Wachstumsrate von Druck, Abstand und Gasumgebung abhängt (Nieß (2024); Lerch (2012)).

Für unser Teilprojekt ist genau diese Parametrierbarkeit entscheidend. Die Hyperion^{LT} realisiert nicht nur einen Oxidationsprozess, sondern liefert zugleich strukturierbare Prozessdaten. Dazu gehören Energie- und Leistungsdaten, Gasflüsse, Druck, Temperatur, Prozesszeiten, Betriebszustände, Kühlung und Waferzähler. Diese Daten verbinden die technologische mit der methodischen Ebene des Projekts: Sie können im digitalen Zwilling abgelegt, für die Prozess-LCA genutzt und für eine gezielte CO_2-Optimierung ausgewertet werden.

Damit haben wir die technologische Grundlage unseres Teilprojekts vereinfacht beschrieben. Die folgenden Kapitel übertragen diese Grundlage in die ökologische und datenbasierte Bewertung: Kapitel 5 betrachtet Maschinen-LCA und Prozess-LCA, Kapitel 6 den digitalen Zwilling als Datenstruktur und Kapitel 7 die KI-gestützte Optimierung des CO_2-Fußabdrucks.

5. Ökobilanzierung von Anlage und Prozess

In Kapitel 4 haben wir die technologische Grundlage der Plasmaoxidation mit der Hyperion^{LT} beschrieben. Dieses Kapitel überführt diese technische Betrachtung in eine ökologische Bewertung. Der methodische Rahmen ist die Ökobilanzierung, also das Life Cycle Assessment (LCA). Im Mittelpunkt steht dabei der Beitrag zum Klimawandel, ausgedrückt als Treibhauspotenzial in CO_2-Äquivalenten (CO_2e).

Für diese Bewertung werden zwei Betrachtungen unterschieden: die Herstellung der Hyperion^{LT} bis zu dem Punkt, an dem die Anlage das Werk von HQ-Dielectrics verlässt.

Einbezogen werden dabei insbesondere Rohstoffe, Materialien, Komponenten, Fertigung, Montage, produktbezogene Prüfungen, Verpackung und relevante Transporte. Nicht einbezogen werden die spätere Nutzung beim Kunden und das Lebensende der Anlage. Diese Abgrenzung wird im Folgenden als Cradle-to-Gate-Systemgrenze bezeichnet.

Die zweite Betrachtung betrifft den Betrieb der Hyperion^{LT} für ein definiertes Plasmaoxidationsrezept. Hier stehen nicht die Herstellung der Anlage, sondern die prozessbezogenen Verbräuche im Vordergrund, insbesondere elektrische Energie, Prozessgase, Kühlung, Prozessdauer und Waferdurchsatz.

Methodische Grundlage sind die Normen ISO 14040, ISO 14044 und ISO 14067 sowie das HQ-D Rulebook für Life Cycle Assessment (LCA) und Product Carbon Footprint (PCF). Das Rulebook konkretisiert die Anwendung bestehender LCA- und PCF-Standards für den Kontext von HQ-Dielectrics und baut auf dem Catena-X PCF Rulebook auf. Es unterscheidet zwei Bewertungstypen: erstens den Equipment Product Carbon Footprint für die Herstellung der Anlage und zweitens den Recipe-Level Operating Footprint für den Betrieb eines definierten Rezepts. Beide Werte werden getrennt berechnet, dokumentiert und interpretiert (ISO, 2006a; ISO, 2006b; ISO, 2018; Catena-X, 2025; HQ-Dielectrics, 2026).

Diese Trennung knüpft an Kapitel 3 an: Die Hyperion^{LT} ist als Anlage Teil der horizontalen Wertschöpfungskette; der Plasmaoxidationsprozess ist ein Prozessschritt innerhalb der vertikalen Waferprozessierung. In diesem Kapitel zeigen wir, wie beide Perspektiven methodisch erfasst und in ein Gesamtbild eingeordnet werden.

5.1 Was wird bilanziert - und was nicht?

Für die Maschinen-LCA wird die Hyperion^{LT} als Equipment betrachtet. Sie entspricht dem Equipment Product Carbon Footprint der Anlage. Die Systemgrenze folgt einem Cradle-to-Gate-Ansatz (siehe

Abbildung **8**). Einbezogen werden die Rohstoffgewinnung, die Herstellung von Materialien und Komponenten, relevante Transportvorgänge, Fertigung und Montage, interne Logistik, produktbezogene Prüfungen sowie Verpackung bis zum Werkstor von HQ-Dielectrics.

Nicht einbezogen werden die spätere Nutzung beim Kunden, Wartung während der Nutzungsphase, End-of-Life der Anlage, allgemeine Verwaltung, Vertrieb, allgemeine Gebäudeinfrastruktur sowie nicht direkt zurechenbare allgemeine Unternehmens- und Infrastrukturprozesse. Diese Abgrenzung entspricht der im HQ-D Rulebook beschriebenen Systemgrenze für den Equipment Product Carbon Footprint (HQ-Dielectrics, 2026).



Abbildung 8: Systemgrenze der Maschinen-LCA der Hyperion^{LT} (Quelle: eigene Darstellung)

Davon getrennt wird die Prozess-LCA betrachtet (siehe

Abbildung **9**). Sie bezieht sich auf den Betrieb der Hyperion^{LT} für ein definiertes Plasmaoxidationsrezept. Die funktionale Einheit kann je nach Fragestellung ein Rezeptdurchlauf, eine Charge oder ein Wafer sein. Im Demonstrator wird primär der Wafer als Bezugsgröße verwendet; Rezeptdurchlauf und Charge können ergänzend für andere Auswertungen herangezogen werden.

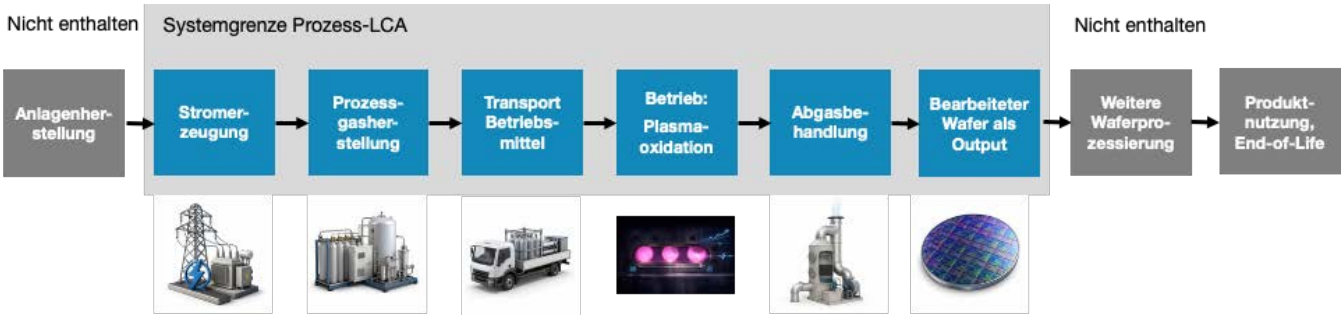


Abbildung 9: Systemgrenze der Prozess-LCA des Plasmaoxidationsprozesses (Quelle: eigene Darstellung nach Eckstein 2024).

Die Systemgrenze der Prozess-LCA umfasst insbesondere elektrische Energie, Prozessgase, Kühlung und weitere Hilfsmedien, Prozessdauer, Betriebszustände, Waferdurchsatz sowie

gegebenenfalls direkte Prozess- oder Abgasbehandlungsbeiträge. Die Herstellung der Anlage selbst wird in dieser Prozessbetrachtung nicht erneut berücksichtigt. Sie bleibt Bestandteil der separat ausgewiesenen Maschinen-LCA (HQ-Dielectrics, 2026).

5.2 Von Stücklisten und Sensordaten zur Sachbilanz

Die Sachbilanz der Maschinen-LCA basiert auf der Stückliste der Hyperion^{LT}. Erfasst werden Materialien, Massen einzelner Baugruppen, zugekaufte Komponenten, Fertigungs- und Montageprozesse, relevante Transportwege, Verpackung sowie produktbezogene Prüfungen. Zusätzlich werden maschinenbezogene Endfertigung, Integration und werkseitige Abnahmeprüfung berücksichtigt, soweit diese Aufwände nicht eindeutig einzelnen Baugruppen zugeordnet werden können.

Wo lieferantenspezifische Primärdaten noch nicht verfügbar sind, werden geeignete Sekundärdaten, Datenbankwerte oder dokumentierte Näherungswerte verwendet. Dieser Umgang mit Datenlücken ist im Catena-X Rulebook für die Übergangsphase vorgesehen, sofern Datenquellen, Annahmen und Einschränkungen transparent dokumentiert werden (HQ-Dielectrics, 2026).

Die detaillierte Stücklistenaggregation kann hier nicht vollständig tabellarisch ausgewiesen werden. Stattdessen zeigt Abbildung **10** die aggregierten Hauptbeiträge der Maschinen-LCA. Dadurch wird sichtbar, welche Baugruppen und maschinenbezogenen Beiträge den Herstellungsfußabdruck der Hyperion^{LT} besonders stark prägen.

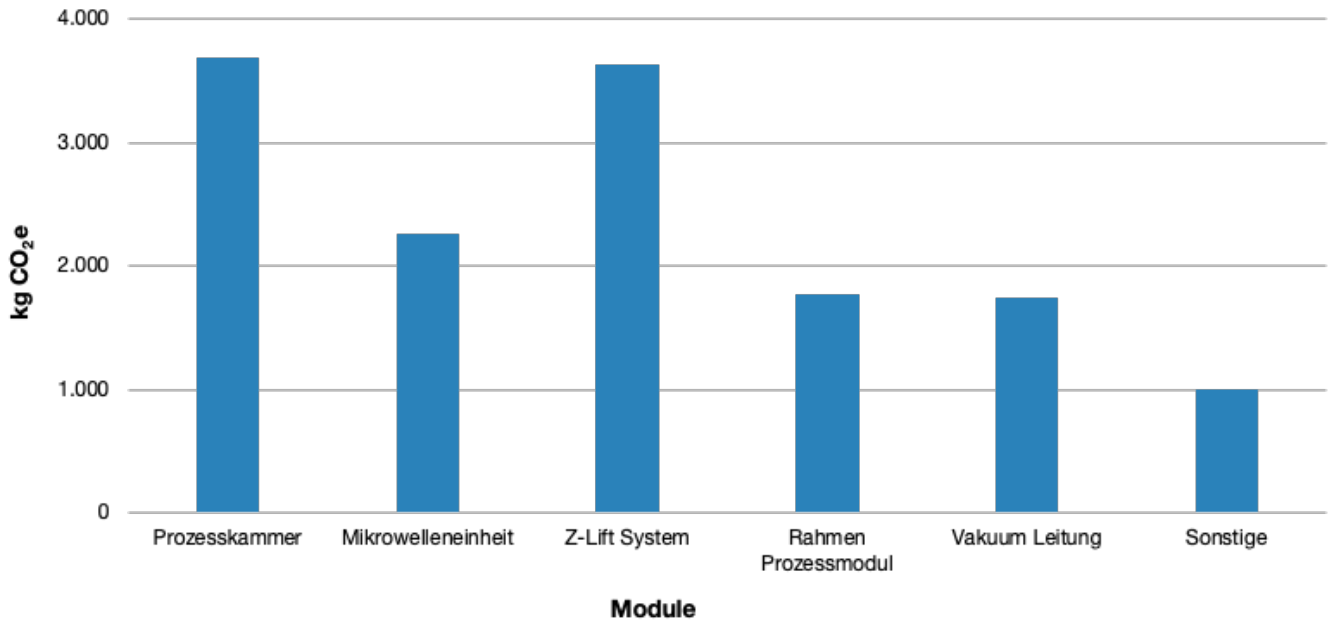


Abbildung 10: Aggregierte Hauptbeiträge zur Maschinen-LCA der Hyperion^{LT}. Eigene Darstellung auf Basis der internen Stücklisten- und LCA-Berechnung.

Die Stücklisten- und Berechnungsdaten sind in Abbildung **10** zu aggregierten Hauptbeiträgen der Maschinen-LCA verdichtet. Der Herstellungsfußabdruck der Hyperion^{LT} beträgt demnach 14,1 t CO_2e. Die größten Beiträge entfallen auf die Prozesskammer und das Z-Lift-System, gefolgt von der Mikrowelleneinheit, dem Prozessmodul-Rahmen und den Vakuumleitungen.

Der CO_2-Fußabdruck wird vor allem durch die Herstellung der eingesetzten Materialien geprägt, insbesondere durch Edelstahl, Aluminium und elektronische Komponenten. Der Energiebedarf während Fertigung, Montage und Abnahme spielt demgegenüber eine kleinere Rolle. Die Darstellung zeigt damit, welche Baugruppen und Materialgruppen für die weitere Datenerhebung und mögliche Verbesserungsmaßnahmen besonders relevant sind. Zur groben Einordnung liegt dieser Wert in der Größenordnung veröffentlichter Abschätzungen zum Herstellungsfußabdruck größerer Pkw beziehungsweise batterieelektrischer Pkw (Buberger 2022).

Die Prozess-LCA beruht im Wesentlichen auf gemessenen Betriebsdaten der Anlage. Wie in Kapitel 4 beschrieben, liefert die Hyperion^{LT} relevante Prozess- und Betriebsgrößen wie Mikrowellenleistung, Gasflüsse, Kammerdruck, Kühlwasser- und Kühlluftdaten, Gesamtstromverbrauch sowie Wafer- und Prozesszähler. Diese Daten können dem jeweiligen Rezept, der Charge oder dem einzelnen Wafer zugeordnet werden.

Damit ist die Prozess-LCA bei den Aktivitätsdaten methodisch belastbarer als die Maschinen-LCA, weil wesentliche Verbrauchs- und Betriebsdaten direkt aus der Anlage stammen. Unsicherheiten verbleiben jedoch auch hier, insbesondere bei Emissionsfaktoren, Strommixannahmen, Allokationen und der Abgrenzung von Nebenaggregaten.

Abbildung **11** zeigt die Sachbilanz des Semi-X-Referenzrezepts für die Plasmaoxidation. Die Darstellung ordnet die wesentlichen Inputströme dem Prozess zu und weist das Treibhauspotenzial auf die Bezugsgröße eines Wafers aus.



Abbildung 11: Sachbilanz und Treibhauspotenzial des Semiconductor-X-Referenzrezept für die Plasmaoxidation. Bezugsgröße ist ein Prozessdurchlauf mit einem Wafer. Der Prozess-PCF wird überwiegend durch den Stromverbrauch bestimmt.

Für strombezogene Emissionen folgt die Berechnung der im HQ-D Rulebook definierten Hierarchie. Zunächst wird der tatsächliche oder prozessspezifisch modellierte Stromverbrauch herangezogen. Der anzuwendende Emissionsfaktor richtet sich anschließend nach der Stromversorgungssituation. Liegen keine gültigen lieferanten- oder vertragsspezifischen Strominformationen vor, wird für Aktivitäten in Deutschland der deutsche Reststrommix verwendet. Die verwendeten Emissionsfaktoren und deren Quellen sind in der zugrunde liegenden Berechnungsdokumentation festgehalten.

5.3 Ergebnisse: Herstellungsfußabdruck, Prozess-PCF und Einsparpotenzial

Die Wirkungsabschätzung betrachtet in diesem Kapitel ausschließlich das Treibhauspotenzial, ausgedrückt in CO_2-Äquivalenten (CO_2e). Die Grundlogik der Berechnung besteht darin, Aktivitätsdaten mit geeigneten Emissionsfaktoren zu verknüpfen und die Beiträge innerhalb der definierten Systemgrenzen zu addieren.

Für die Maschinen-LCA der Hyperion^{LT} liegt eine orientierende Berechnung auf Basis der verfügbaren Stücklisten-, Massen- und Emissionsfaktordaten vor. Der Herstellungsfußabdruck der betrachteten Anlage beträgt rund 14,1 t CO_2e. Dieses Ergebnis ist als belastbarer, aber weiter verbesserbarer Zwischenstand zu verstehen: Die wesentlichen Beiträge sind identifizierbar, die Datenqualität ist jedoch geringer als bei der Prozess-LCA, weil noch nicht für alle Komponenten lieferantenspezifische Primärdaten vorliegen.

Für die Prozess-LCA wurde ein Referenzprozess betrachtet. Der elektrische Energieverbrauch dieses Referenzprozesses lag bei 0,405 kWh pro Wafer, entsprechend 158 g CO_2e pro Wafer. Die Berechnung zeigt, dass der Prozess-PCF im betrachteten Rezept überwiegend durch den Stromverbrauch bestimmt wird.

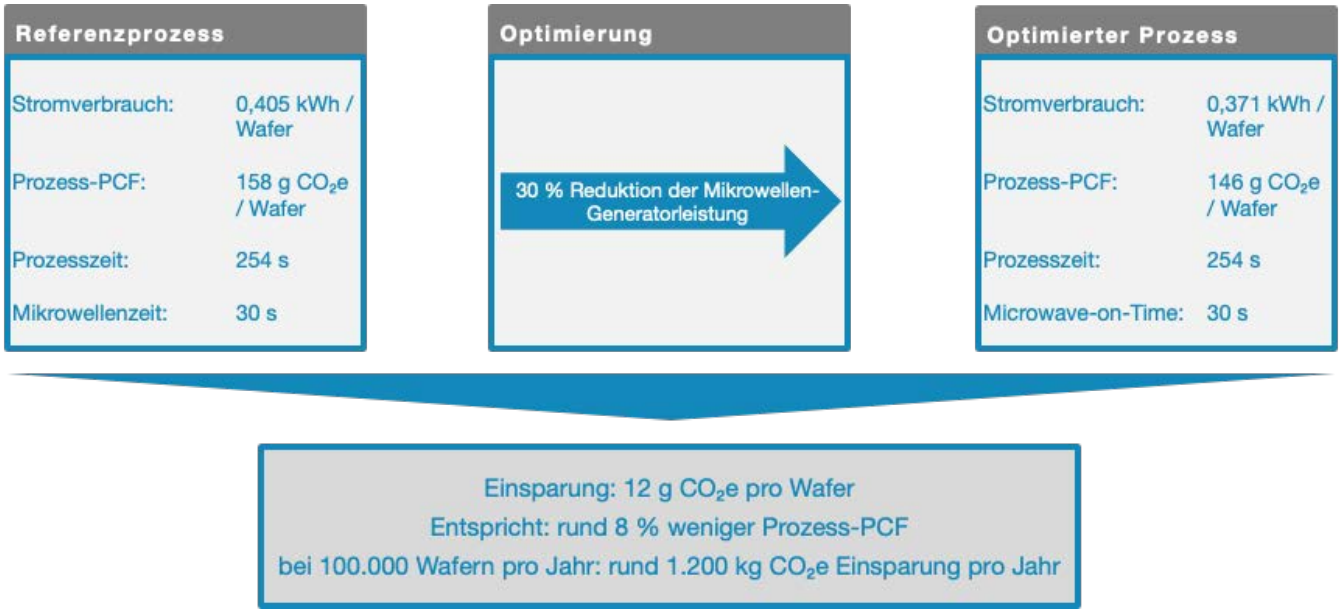


Abbildung 12: Wirkung der Prozessoptimierung auf Stromverbrauch und Treibhauspotenzial pro Wafer. Durch Reduktion der Mikrowellen-Generatorleistung sinkt der Stromverbrauch des Referenzprozesses von 0,405 auf 0,371 kWh pro Wafer. Der Prozess-PCF reduziert sich von 158 auf 146 g CO_2e pro Wafer, bei unveränderter Prozesszeit und unveränderter Mikrowellen-Einschaltdauer.

Auf dieser Grundlage wurde zusätzlich eine Vergleichsvariante mit reduzierter Mikrowellen-Generatorleistung bilanziert. In dieser Variante sank der Energieverbrauch auf 0,371 kWh pro Wafer; der zugehörige Prozess-PCF reduzierte sich auf 146 g CO_2e pro Wafer. Der zugehörige Prozess-PCF reduzierte sich auf 146 g CO_2e pro Wafer. Dies entspricht einer Reduktion um 12 g CO_2e pro Wafer beziehungsweise rund 8 %. Oxidschichtqualität, Prozesszeit und Mikrowellen-Einschaltdauer blieben dabei unverändert.

Diese Reduktion ist jedoch nicht beliebig möglich, da mit sinkender Mikrowellenleistung auch die Zünd- und Stabilitätsreserve des Plasmas abnimmt. Die Optimierung muss daher den Energieverbrauch reduzieren, ohne einerseits die zuverlässige Plasmazündung und die Prozessstabilität zu gefährden und ohne andererseits die Dicke, Homogenität und elektrische Qualität der gewachsenen Oxidschichten zu beeinflussen. Die technische Optimierungslogik und die KI-gestützte Erkennung der Plasmazündung werden in Kapitel 7 vertieft.

Bei einer Jahresmenge von 100.000 Wafern entspricht die Reduktion um 12 g CO_2e pro Wafer einer Einsparung von rund 1.200 kg CO_2e pro Jahr. Die technische Optimierungslogik wird in Kapitel 7 vertieft (Nieß et al., 2025; HQ-Dielectrics, 2026).

Zusätzlich haben wir ein Nutzungsszenario über zehn Jahre betrachtet. Dieses Szenario führt Maschinen-LCA und Prozess-LCA zusammen, ohne die getrennte Ausweisung beider Werte aufzugeben. Im betrachteten High-Volume-Fab-Szenario wird mit einem Durchsatz von rund 100.000 Wafern pro Jahr gerechnet (siehe **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.**).

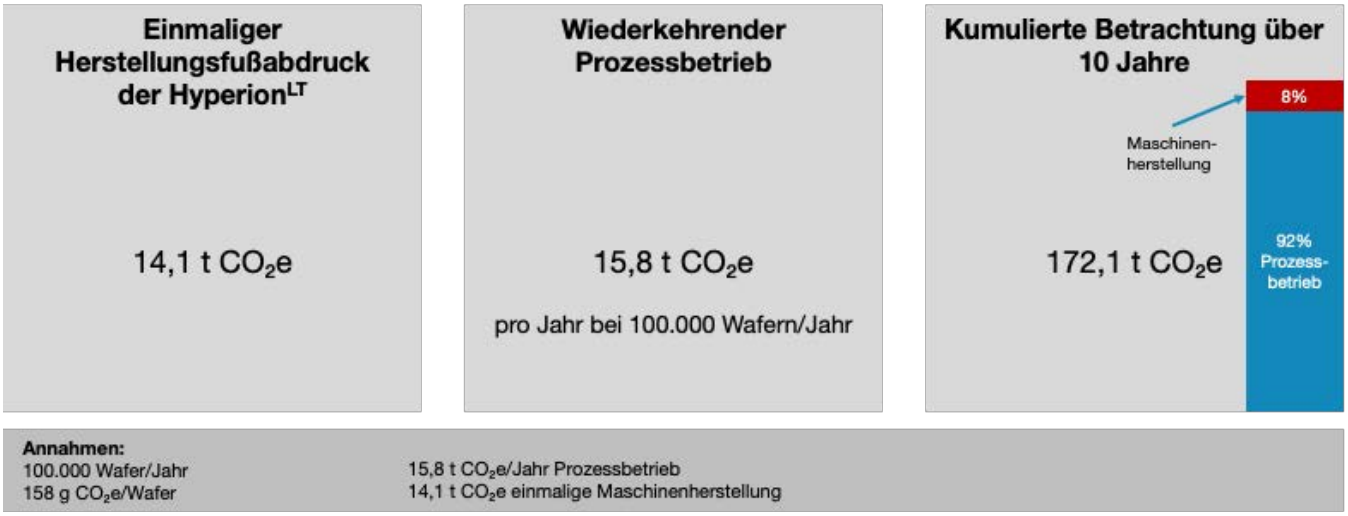


Abbildung 13: Kombinierte Betrachtung von Maschinen- und Prozess-LCA über zehn Jahre. Im betrachteten Nutzungsszenario dominiert der wiederkehrende Prozessbetrieb den kumulierten Fußabdruck; der einmalige Herstellungsfußabdruck der Hyperion^{LT} macht rund 8 % aus.

Ausgehend von unserem Referenzprozess mit 158 g CO_2e pro Wafer ergibt sich ein jährlicher Plasmaoxidations-PCF von rund 15,8 Tonnen CO_2e für den Prozessbetrieb. Zusammen mit dem einmaligen Herstellungsfußabdruck der Hyperion^{LT} von rund 14,1 t CO_2e ergibt sich ein über zehn Jahre Nutzungsdauer kumulierter Fußabdruck von rund 172,1 t CO_2e.

Die 10-Jahres-Betrachtung ist für die Interpretation zentral. Sie zeigt, dass der Herstellungsfußabdruck der Anlage relevant ist, der laufende Betrieb aber zunehmend dominiert. Im betrachteten Szenario entfallen rund 92 % des kumulierten Treibhauspotenzials auf den Prozessbetrieb und rund 8 % auf die einmalige Maschinenherstellung. Daraus folgt: Für Transparenz über die Anlage ist die Maschinen-LCA notwendig; für die kontinuierliche Reduktion des CO_2-Fußabdrucks ist die Optimierung des Prozessbetriebs besonders wirksam.

5.4 Wo die größten Hebel liegen

Die Ergebnisse zeigen zwei unterschiedliche Hot-Spot-Ebenen: die Maschinen und die Prozessebene. Auf der Maschinenebene liegen wesentliche Beiträge in den material- und fertigungsintensiven Baugruppen der Hyperion^{LT}, insbesondere Prozesskammer, Z-Lift-System und Mikrowelleneinheit. Diese Beiträge sind vor allem für Designentscheidungen, Materialauswahl, Lieferantendialog und künftige Verbesserungen der Maschinen-LCA relevant. Die Sensitivität der Maschinen-LCA hängt entsprechend stark von Materialdaten, Massenannahmen, Lieferantendaten und den jeweils verwendeten Emissionsfaktoren ab.

Auf der Prozessebene ist der Stromverbrauch der wichtigste Treiber. Besonders relevant sind daher Prozessparameter, die die elektrische Leistungsaufnahme oder die Prozessdauer beeinflussen. Dazu gehören insbesondere Mikrowellen-Generatorleistung, Kammerdruckregelung, Kühlwasserdurchsatz, Betriebszustände und Prozesszeit. Die im Demonstrator gezeigte Reduktion des Energieverbrauchs durch Anpassung der Mikrowellen-Generatorleistung zeigt, dass bereits innerhalb eines einzelnen Prozessschritts messbare Einsparungen möglich sind (Nieß et al., 2025).

Die Mikrowellen-Generatorleistung ist dabei ein besonders wirksamer, aber technisch begrenzter Stellhebel. Eine Reduktion senkt den Stromverbrauch und damit den Prozess-PCF, kann aber zugleich die Wahrscheinlichkeit einer zuverlässigen Plasmazündung verringern. Die Optimierung ist deshalb kein reines Minimierungsproblem. Sie muss Energieeinsparung, Zündsicherheit, Prozessstabilität und Wafer- bzw. Schichtqualität gemeinsam berücksichtigen.

Fehlgeschlagene oder verzögerte Plasmazündungen verursachen Prozesszeit und Energieverbrauch, ohne dass ein regulär bearbeiteter Wafer entsteht. Zusätzlich kann das Ausschussrisiko steigen. Genau hier besteht eine direkte Verbindung zu den folgenden Kapiteln: Der digitale Zwilling stellt die erforderlichen Sensordaten bereit, während die KI-gestützte Analyse

Anomalien wie Zündfehler erkennen und perspektivisch für Prozessstabilisierung und Optimierung nutzbar machen kann.

Für die weitere Verbesserung der Bilanz ergeben sich daraus zwei zentrale Ansatzpunkte. Erstens sollten auf Maschinenebene Primärdaten zu Materialien, Komponenten und Lieferketten schrittweise verbessert werden. Zweitens sollte auf Prozessebene die datenbasierte Optimierung des Betriebs fortgeführt werden, insbesondere dort, wo Energieverbrauch, Zündverhalten und Prozessstabilität eng miteinander verbunden sind.

5.5 Wie belastbar sind die Ergebnisse?

Die Datenqualität unterscheidet sich deutlich zwischen Maschinen-LCA und Prozess-LCA. Die Prozess-LCA beruht überwiegend auf gemessenen Aktivitätsdaten aus der Anlagensensorik der Hyperion^{LT}. Energieverbrauch, Prozessdauer, Gasflüsse, Kammerdruck und weitere Betriebsparameter sind damit grundsätzlich gut nachvollziehbar und dem jeweiligen Rezept, der Charge oder dem einzelnen Wafer zuordenbar. Unsicherheiten verbleiben dennoch, insbesondere bei Emissionsfaktoren, Strommixannahmen, der Abgrenzung von Nebenaggregaten sowie bei der Übertragbarkeit einzelner Rezeptdaten auf andere Prozessvarianten.

Die Maschinen-LCA stützt sich dagegen stärker auf Stücklisten, Massenangaben, generische Emissionsfaktoren, Datenbankwerte und teilweise Proxyannahmen. Die Datenqualität ist auf Maschinenebene daher heterogener als auf Prozessebene. Dies ist kein methodischer Widerspruch, sondern entspricht dem aktuellen Entwicklungsstand einer orientierenden Equipment-Bilanz. Solange lieferantenspezifische Primärdaten noch nicht für alle Komponenten verfügbar sind, müssen geeignete Sekundärdaten und dokumentierte Annahmen verwendet werden.

Das HQ-D Rulebook sieht für diese Situation eine Übergangsphase vor. Während dieser Phase dürfen Sekundärdaten, vereinfachte Lieferantenformate, technische Abschätzungen und manuelle Datenverarbeitung verwendet werden, sofern sie transparent dokumentiert, methodisch begründet und schrittweise durch bessere Daten ersetzt werden. Ziel ist nicht, Unsicherheit zu verdecken, sondern sie nachvollziehbar zu machen und über die Zeit zu reduzieren.

Für Datenlücken gilt eine klare Datenhierarchie. Zunächst sind lieferanten-, standort- oder prozessspezifische Primärdaten zu verwenden. Wenn diese nicht verfügbar sind, können geeignete Branchen- oder Sektordatensätze, anerkannte LCI-Datenbanken, dokumentierte Proxywerte oder begründete Engineering Estimates herangezogen werden. Für jede verwendete Datenquelle sind Bezugszeitraum, geographische und technologische Repräsentativität sowie relevante Unsicherheiten zu dokumentieren (HQ-Dielectrics, 2026).

Die Ergebnisse dieses Kapitels beschreiben einen definierten Anlagen- und Prozesskontext. Sie zeigen den Herstellungsfußabdruck der Hyperion^{LT} und den Prozess-PCF eines definierten Plasmaoxidationsrezepts. Sie beschreiben jedoch nicht den gesamten CO_2-Fußabdruck eines

Halbleiterprodukts. Nicht enthalten sind insbesondere die vorgelagerte Herstellung des Halbleitersubstrats, weitere Prozessschritte der Waferfertigung, die Nutzung des späteren Halbleiterprodukts sowie dessen End-of-Life. Diese Abgrenzung wurde in Kapitel 3 methodisch vorbereitet und ist für die Interpretation der Zahlen entscheidend.

Dieses Kapitel zeigt damit, wie aus Anlagen-, Stücklisten- und Prozessdaten eine belastbare ökologische Bewertung entstehen kann. Gleichzeitig wird deutlich, wo die größten Hebel liegen: auf Maschinenebene in material- und fertigungsintensiven Baugruppen sowie auf Prozessebene im stromgetriebenen Betrieb des Referenzrezepts. Die folgenden Kapitel vertiefen die datenbasierte Umsetzung: Kapitel 6 beschreibt den digitalen Zwilling als Struktur zur Erfassung und Bereitstellung der Prozessdaten; Kapitel 7 zeigt, wie diese Daten für KI-gestützte Optimierung genutzt werden.

6. Vom Prozesssignal zum Digitalen Zwilling

Der Digitale Zwilling der Hyperion^{LT} bildet die für Nachhaltigkeit relevanten Zustände und Parameter der Plasmaoxidationsanlage datenbasiert ab. Er erfasst Prozess-, Sensor- und Zustandsdaten, versieht sie mit Zeitstempeln und stellt sie für Auswertung, Visualisierung und weitere Verarbeitung bereit.

Im Semiconductor-X-Demonstrator verbindet der digitale Zwilling die reale Anlage mit der Dateninfrastruktur für LCA, Monitoring und KI-gestützte Optimierung. Er ist damit kein vollständiges virtuelles Abbild einer Fabrik, sondern ein anwendungsbezogener Datenzwilling der Plasmaoxidation.

Dieses Kapitel beschreibt, wie diese Daten erfasst, gespeichert, visualisiert und für ökologische Bewertung sowie Prozessoptimierung nutzbar gemacht werden. Das folgende Kapitel 7 baut darauf auf und zeigt, wie die Daten für Anomalieerkennung und KI-gestützte Optimierung verwendet werden.

6.1 Vom realen System zum Datenmodell

Ausgangspunkt des digitalen Zwillings ist die reale Plasmaoxidationsanlage Hyperion^{LT}. Für den Demonstrator wurden existierende und zusätzlich integrierte Sensoren sowie relevante Datenquellen systematisch erfasst. Jede relevante Zeitserie von Datenpunkten wird eindeutig beschrieben, unter anderem durch einen Sensornamen, eine UUID (Universally Unique Identifier), technische Zuordnung zur Anlagensteuerung und gegebenenfalls weitere Eigenschaften.

Dadurch können Messwerte, Zustände und Prozessereignisse eindeutig identifiziert und später einem Prozessverlauf, Rezept, Wafer oder Auswertungskontext zugeordnet werden.

Der Datenzwilling ist damit die zentrale Integrations- und Datenbereitstellungsinstanz zwischen realer Anlage und digitalen Anwendungen. Er führt statische Daten, dynamische Prozessdaten und Kontextinformationen in einem gemeinsamen Datenmodell zusammen. Zu den statischen Daten zählen beispielsweise Baugruppen, Komponenten, Materialien und Stücklisteninformationen. Dynamische Daten umfassen unter anderem Energieverbrauch, Gasflüsse, Druck, Prozessdauer und Betriebszustände. Kontextdaten beschreiben den jeweiligen Rezept-, Chargen-, Wafer- und Zeitbezug.

Abbildung **14** zeigt diese Grundlogik. Daten aus der Hyperion^{LT} werden erfasst, strukturiert und im digitalen Zwilling gespeichert. Über definierte Schnittstellen werden daraus Digital-Twin-Services bereitgestellt, zum Beispiel für Monitoring, LCA/PCF, Prozessvergleich und KI-gestützte Optimierung. Der gestrichelte Rückpfad verdeutlicht, dass Analyseergebnisse perspektivisch auch für Empfehlungen, Sollgrößen oder automatisierte Prozessanpassungen genutzt werden können.

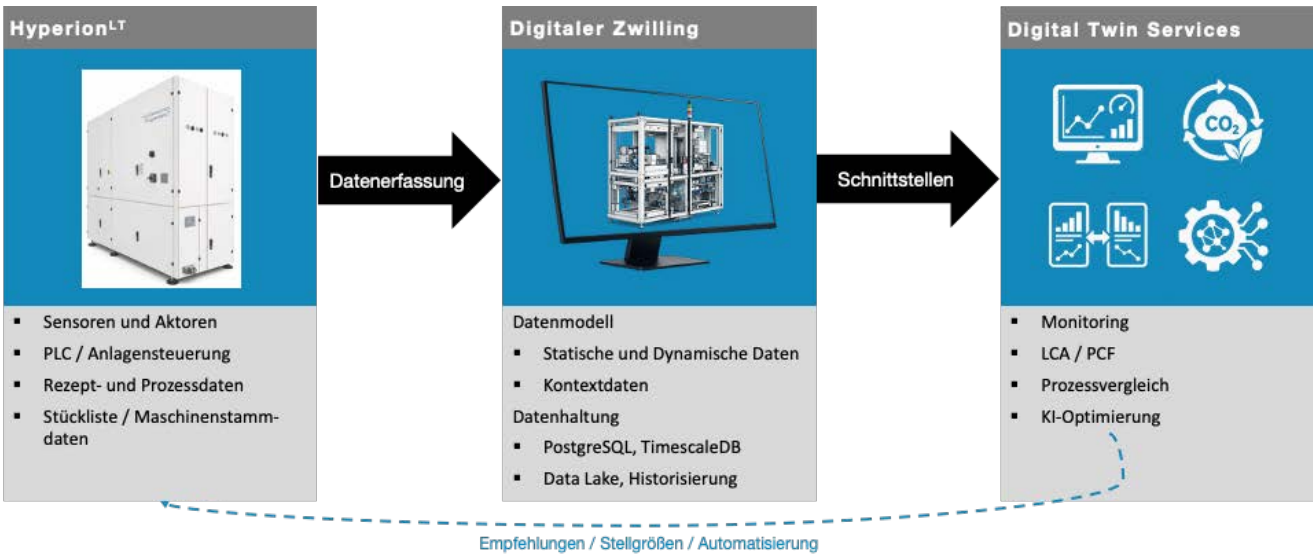


Abbildung 14: Digitaler Zwilling der Hyperion^{LT} als Verbindung zwischen realer Plasmaoxidationsanlage, strukturiertem Datenmodell und anwendungsbezogenen Digital-Twin-Services. Sensor-, Prozess-, Rezept- und Maschinendaten werden erfasst, zeitlich zugeordnet und für Monitoring, LCA/PCF, Prozessvergleich und KI-gestützte Optimierung bereitgestellt (Eigene Darstellung).

6.2 Wie Sensordaten in die Dateninfrastruktur gelangen

Die Zustände der Hyperion^{LT} werden über analoge und digitale Sensoren sowie über Datenquellen der Anlagensteuerung erfasst. Die Signale werden an die PLC (Programmable Logic Controller / speicherprogrammierbare Steuerung SPS) der Anlage übertragen und dort für die weitere Verarbeitung bereitgestellt. Von der PLC aus werden relevante Daten über einen Push-Mechanismus des Steuerrechners an die nachgelagerte Dateninfrastruktur übertragen. Dabei werden Daten im JSON-Datenformat mit Hilfe einer REST-HTTP-Schnittstelle übermittelt. Dadurch können Prozess-, Sensor- und Zustandsdaten strukturiert an den Data-Lake beziehungsweise an die Datenbank übertragen werden. Der Zugriff erfolgt authentifiziert, um Datenintegrität und die Zugriffssicherheit zu gewährleisten.

Die technische Architektur ist darauf ausgelegt, zusätzliche Datenquellen und Sensoren schrittweise zu integrieren.

Für die spätere Auswertung ist entscheidend, dass die Daten nicht nur erfasst, sondern eindeutig interpretierbar bleiben. Messwerte benötigen daher einen Zeitstempel, eine technische Zuordnung, eine eindeutige Identifikation und möglichst einen Bezug zu Rezept, Charge oder Wafer. Erst diese semantische und zeitliche Zuordnung macht die Daten für Monitoring, LCA-Berechnung und Prozessoptimierung nutzbar.

6.3 Zeitreihen sichtbar machen: Datenhaltung und Monitoring

Die historischen Prozess- und Sensordaten werden in einer relationalen PostgreSQL Datenbank mit optionaler TimeScaleDB-Erweiterung abgelegt. Damit lassen sich zeitbezogene

Messwerte effizient ablegen, abfragen und für Auswertungen bereitstellen. Das Datenbankschema bildet die relevanten Datenstrukturen des Digitalen Zwillings ab und ermöglicht die Historisierung von Prozessverläufen.

Für die Visualisierung wird im Demonstrator Grafana eingesetzt. Grafana ermöglicht die Darstellung mehrerer Messwerte entlang einer gemeinsamen Zeitachse. Dadurch lassen sich Energie- und Leistungsdaten, Ströme, Drücke, Gasflüsse oder weitere Prozessgrößen gemeinsam betrachten. Die Visualisierung unterstützt das Verständnis des Prozessverlaufs und hilft, auffällige Betriebszustände schneller zu erkennen und zu analysieren.

Abbildung 15 zeigt beispielhaft den Verlauf von Kühlluft- und Kühlwassertemperatur über einen Zeitraum von 240 Sekunden. Die Kühllufttemperatur steigt zunächst deutlich an, erreicht nach etwa 60 Sekunden ihr Maximum und sinkt anschließend während der Abkühlphase kontinuierlich ab. Die Kühlwassertemperatur reagiert deutlich träger und verändert sich stufenförmig in einem engeren Temperaturbereich. Der Vergleich beider Kurven zeigt, dass verschiedene Sensorsignale unterschiedlich schnell auf Prozess- und Abkühlvorgänge reagieren.

Die Darstellung macht sichtbar, dass der digitale Zwilling nicht nur Einzelwerte speichert, sondern zeitliche Verläufe und dynamische Anlagenzustände abbilden kann. Dadurch lassen sich Prozessphasen, thermische Nachlaufeffekte und Unterschiede zwischen Messgrößen nachvollziehen. Solche Zeitreihen bilden eine Grundlage für Monitoring, Prozessvergleich und spätere Optimierungsanalysen.

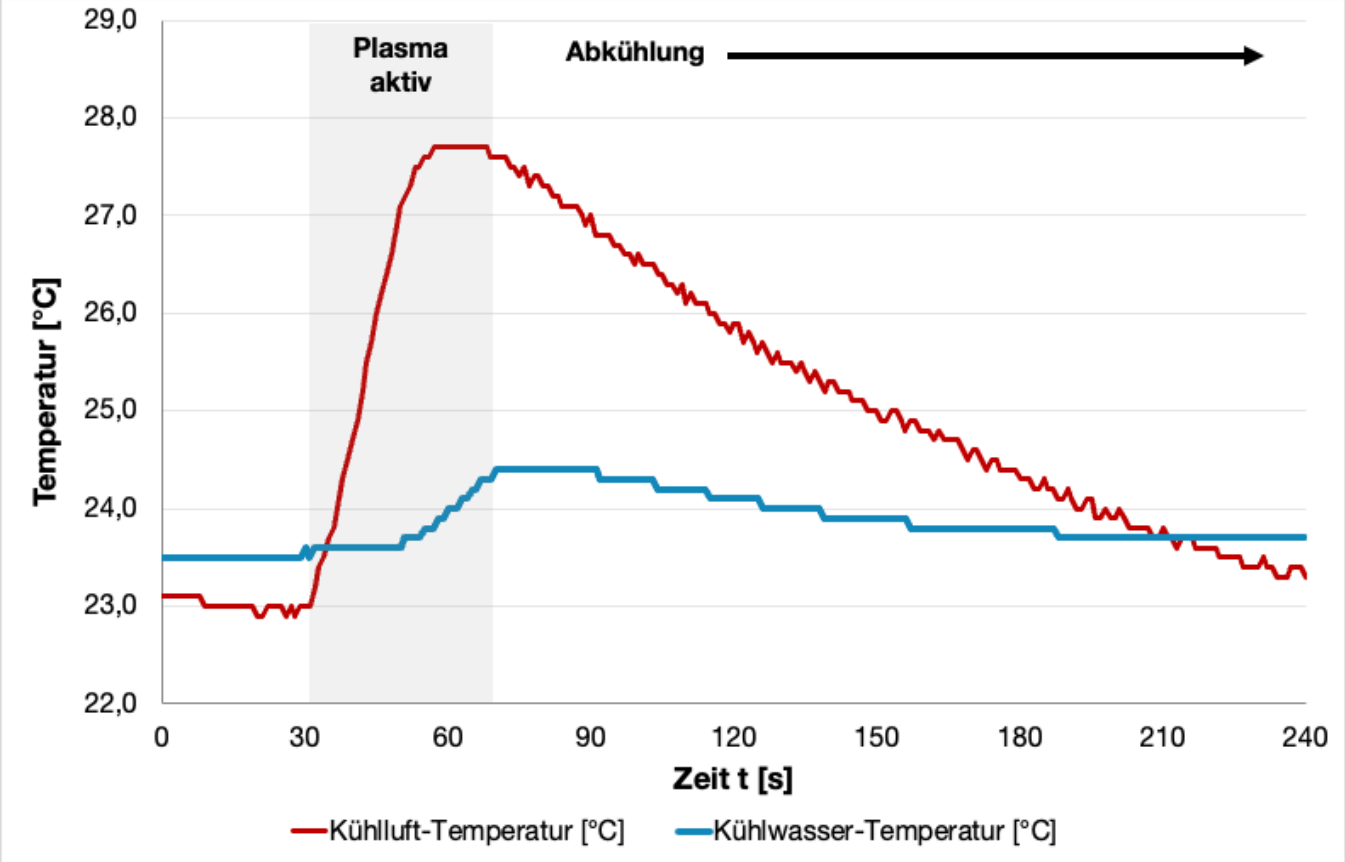


Abbildung 15: Beispielhafte Visualisierung von Temperaturzeitreihen im digitalen Zwilling. Dargestellt sind Kühlluft- und Kühlwassertemperatur über einen Zeitraum von 240 Sekunden. Quelle: eigene Darstellung auf Basis von Messdaten der Hyperion^{LT}.

Das Monitoring dient damit nicht nur der Anzeige aktueller Anlagenzustände. Es schafft zugleich eine Grundlage für spätere Analysen, Vergleiche und Optimierungsentscheidungen. Insbesondere bei wiederkehrenden Rezepten können Prozessverläufe über mehrere Durchläufe hinweg verglichen und Abweichungen systematisch untersucht werden.

6.4 Rezeptvergleiche auf Kennzahlenbasis

Der digitale Zwilling stellt die Datenbasis für die Berechnung und den Vergleich ökologischer Prozesskennzahlen bereit. Aus den Zeitverläufen verbrauchsrelevanter Sensordaten lassen sich Energie- und Medienverbräuche ableiten. Dazu gehören insbesondere Stromverbrauch, Gasflüsse, Kühlmedien, Prozessdauer, Betriebszustände und Waferzähler.

Ein Beispiel ist die Auswertung des Gasverbrauchs. Wird der zeitliche Verlauf eines Gasflusses aufgezeichnet, kann aus der Integration des Gasflusses über die Prozesszeit das verbrauchte Gasvolumen eines Rezeptdurchlaufs berechnet werden. In Verbindung mit Emissionsfaktoren und weiteren Prozessdaten entsteht daraus ein Beitrag zur Prozess-LCA beziehungsweise zum Prozess-PCF.

Auf diese Weise können einzelne Rezeptdurchläufe, Chargen oder Wafer ökologisch bewertet und miteinander verglichen werden. Alternative Prozessrezepte lassen sich nicht nur anhand technischer Zielgrößen, sondern auch hinsichtlich ihres CO_2-Fußabdrucks beurteilen. Der digitale Zwilling schafft damit die Grundlage, ökologische Kennzahlen in die Prozessbewertung einzubeziehen und Optimierungsentscheidungen datenbasiert zu unterstützen.

Die Verbindung zu Kapitel 5 ist dabei unmittelbar: Die dort dargestellten Prozess-PCF-Werte beruhen auf der Fähigkeit, Verbrauchsdaten aus dem Anlagenbetrieb strukturiert zu erfassen, dem jeweiligen Rezept und Wafer zuzuordnen und mit geeigneten Emissionsfaktoren zu verknüpfen.

6.5 Datenbasis für KI-gestützte Optimierung

Neben Monitoring und LCA bildet der digitale Zwilling auch die Datenbasis für KI-gestützte Auswertungen. Historische Prozessdaten können genutzt werden, um Muster, Abweichungen und auffällige Betriebszustände zu erkennen. Dadurch lassen sich nicht nur bekannte Fehlerzustände nachvollziehen, sondern perspektivisch auch Hinweise auf Verschleiß, instabile Zustände oder drohende Ausfälle ableiten.

Ein zentraler Anwendungsfall im Demonstrator ist die Erkennung der Plasmazündung. Auf Basis gespeicherter Daten aus Versuchsreihen mit erfolgreichen und fehlerhaften Plasmazündungen wurde ein KI-Modell trainiert, das aus dem Verlauf relevanter Sensorwerte erkennen kann, ob und wann eine Plasmazündung erfolgt oder ob ein Zündfehler vorliegt. Dadurch kann die Zündung datenbasiert bewertet werden, ohne dass hierfür zwingend ein zusätzlicher Spezialsensor erforderlich ist. Künftig kann mit entsprechender Datenlage auch bereits ein Vorhersage getroffen werden, ob eine sichere Zündung bei den angestrebten Prozessbedingungen möglich ist.

Diese Erkennung ist für die Prozessoptimierung relevant, weil die Mikrowellen-Generatorleistung ein wichtiger Stellhebel für den Energieverbrauch ist. Eine Reduktion der Leistung kann den Prozess-PCF senken, darf aber die zuverlässige Plasmazündung und Prozessstabilität nicht gefährden. Die Daten aus dem digitalen Zwilling ermöglichen deshalb nicht nur eine Reduktion von Verbrauchswerten, sondern auch die Bewertung technischer Nebenbedingungen.

Kapitel 7 vertieft diesen Zusammenhang. Dort wird beschrieben, wie die Daten des digitalen Zwillings für Anomalieerkennung, Bewertung der Plasmazündung und KI-gestützte Optimierung des Plasmaoxidationsprozesses genutzt werden.

7. KI als virtueller Sensor für die Plasmazündung

In diesem Kapitel betrachten wir einen konkreten Anwendungsfall KI-gestützter Prozessoptimierung: Die Mikrowellen-Generatorleistung soll reduziert werden bei gleichzeitiger Sicherung der Plasmazündung und Prozessstabilität. Der Zielkonflikt ist technisch relevant, weil eine geringere Generatorleistung den Energieverbrauch und damit den CO_2e-Fußabdruck pro Wafer senken kann, die zuverlässige Zündung des Plasmas aber nicht gefährden darf.

Wir beantworten dabei vier Fragen: Warum ist die Erkennung der Plasmazündung für die CO_2e-Optimierung relevant? Welche vorhandenen Anlagendaten können dafür genutzt werden? Welchen Mehrwert bietet ein KI-Modell gegenüber einfachen regelbasierten Ansätzen? Und wie zuverlässig lässt sich im Demonstrator erkennen, ob das Plasma tatsächlich gezündet hat?

Damit verbinden wir hier die Hot-Spot-Analyse (Kapitel 5) mit dem digitalen Zwilling (Kapitel 6). Die Ökobilanz zeigt den Energie- und CO_2e-Effekt der Prozessoptimierung; der digitale Zwilling stellt die erforderlichen Sensordaten zur Verfügung. Darauf aufbauend zeigen wir, wie aus vorhandenen Anlagendaten ein virtueller Sensor für die Plasmazündung abgeleitet werden kann.

7.1 Weniger Energie, aber sichere Plasmazündung

Die Mikrowellen-Generatorleistung ist ein zentraler Stellhebel für den elektrischen Energieverbrauch des Plasmaoxidationsprozesses. Wird die Leistung reduziert, sinkt der elektrische Energiebedarf und damit auch der CO_2e-Fußabdruck pro Wafer. Diese Reduktion ist jedoch technisch begrenzt: unterhalb eines bestimmten Leistungsbereichs nimmt die Zuverlässigkeit der Plasmazündung ab. Fehlgeschlagene oder verzögerte Zündungen verursachen zusätzliche Prozesszeit und Energieverbrauch, ohne dass ein regulär bearbeiteter Wafer entsteht.

Im Demonstrator wurde gezeigt, dass die Mikrowellen-Generatorleistung im betrachteten Referenzprozess um 30 % reduziert werden kann, ohne die Waferqualität zu beeinträchtigen. Die daraus resultierende Reduktion von Stromverbrauch und Treibhauspotenzial pro Wafer haben wir in Kapitel 5 quantifiziert. Für die KI-gestützte Optimierung ist dieser Befund aus zwei Gründen relevant: Er zeigt erstens, dass innerhalb des bestehenden Prozessfensters ein messbares Einsparpotenzial besteht. Er zeigt zweitens, dass eine weitere Optimierung nur sinnvoll ist, wenn die Zuverlässigkeit der Plasmazündung gleichzeitig überwacht wird.

Abbildung 16 stellt diesen Zielkonflikt schematisch dar. Die reduzierte Mikrowellenleistung senkt den Energieverbrauch und den CO_2e-Fußabdruck pro Wafer. Gleichzeitig muss sichergestellt werden, dass das Plasma weiterhin zuverlässig gezündet wird. Die Erkennung der Plasmazündung ist damit keine Nebenfunktion, sondern eine technische Voraussetzung für eine robuste CO_2e -orientierte Prozessoptimierung.

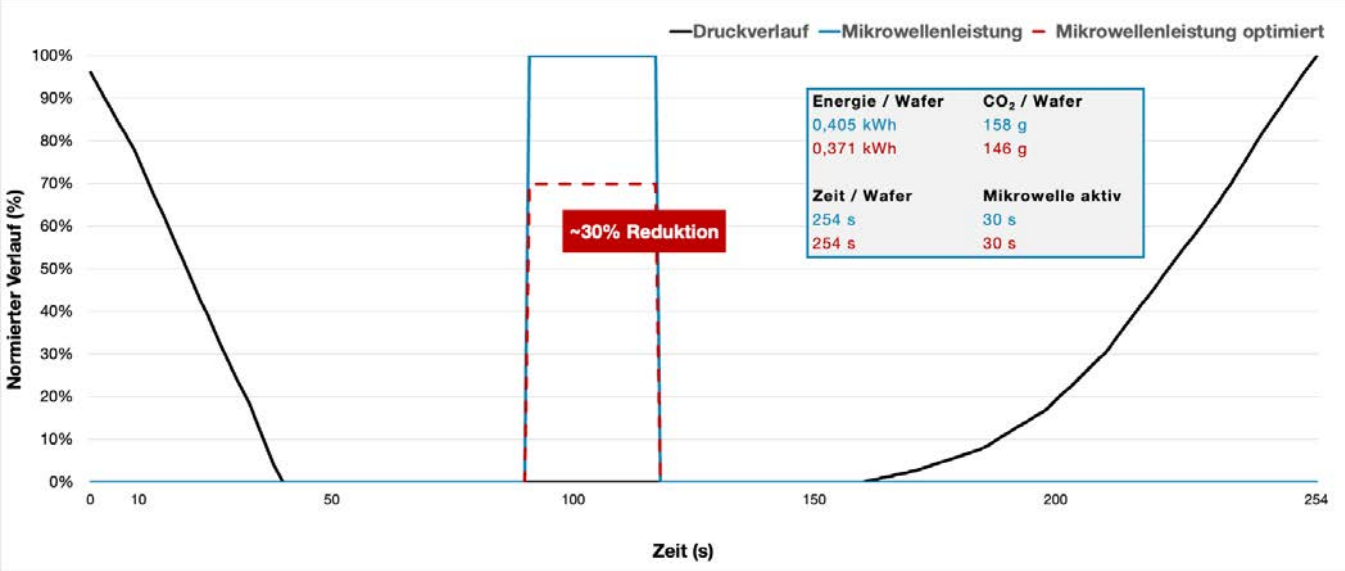


Abbildung 16: Optimierungsziel der KI-gestützten Prozessoptimierung. Die schematische Darstellung zeigt, wie eine Reduktion der Mikrowellen-Generatorleistung Stromverbrauch und Treibhauspotenzial pro Wafer senkt, während die zuverlässige Plasmazündung erhalten bleiben muss.

7.2 Vom Zündereignis zum Trainingsdatensatz

Die Hyperion^{LT} erfasst den Plasmaoxidationsprozess mit hoher zeitlicher und technischer Auflösung. Es stehen mehr als hundert Sensorkanäle zur Verfügung, deren Daten mehrfach pro Sekunde aufgezeichnet und gespeichert werden. Für die Erkennung der Plasmazündung wird jedoch kein zusätzlicher Plasmasensor eingesetzt. Stattdessen nutzt das Modell vorhandene Anlagendaten, insbesondere Drucksignale aus dem Prozessverlauf.

Ausgangspunkt der Datenaufbereitung ist das Anlagenereignis „Energie Mikrowellengenerator Einschalten“. Dieses Ereignis markiert den Beginn des Zündversuchs. Für jedes dieser Ereignisse wird ein Zeitfenster von vier Sekunden nach dem Signal ausgewertet. Innerhalb dieses Zeitfensters betrachten wir relevante Sensorkanäle, insbesondere Drucksignale wie Kammerdruck und Drosselklappenstellung. Der Kammerdruck ist deshalb auch aus physikalischer Sicht von Interesse, da bei einer erfolgreichen Plasmazündung vorhandene Moleküle aufgespalten werden und somit schlagartig eine höhere Teilchenzahl innerhalb der Prozesskammer entsteht. Dies geht direkt einher mit einer Druckänderung (s. ideale oder reale Gasgleichung), welche dann durch die automatische Druckregelung über einen kurzen Zeitbereich wieder ausgeregelt wird. Der Ausschnitt wird anschließend als Trainingsbeispiel gelabelt: erfolgreiche Plasmazündung oder Fehlzündung.

Die gelabelten Zeitfenster zeigen, dass erfolgreiche Plasmazündungen nicht immer denselben Druckverlauf aufweisen. Je nach Rezept, Leistung und Prozessbedingung können Zeitpunkt, Höhe und Form der Druckreaktion variieren, in den dargestellten Beispielen (siehe Abbildung 17) zeigen die Rezepte 1, 2 und 4 deutliche Druckreaktionen nach dem Einschalten des

Mikrowellengenerators; Rezept 3 weist dagegen nur eine schwache, aber dennoch als erfolgreiche Zündung bewertete Drucksignatur auf. Die Fehlzündung in Rezept 7a zeigt demgegenüber einen weitgehend flachen Druckverlauf ohne charakteristische Reaktion: Der Druck bleibt nach dem Einschalten der Mikrowellenleistung weitgehend stabil, ein charakteristischer Ausschlag bleibt aus.

Die realen Zeitstempel der Sensordaten behalten wir bei. Auf eine Umrechnung auf ein künstliches, einheitliches Zeitraster wird verzichtet, um keine zusätzlichen Zwischenwerte zu erzeugen, die nicht tatsächlich gemessen wurden. Damit bleibt die zeitliche Struktur der aufgezeichneten Prozessdaten erhalten.

Der aktuelle Benchmarkdatensatz umfasst 51 gelabelte Ereignisse. Damit lässt sich prüfen, ob erfolgreiche und fehlgeschlagene Plasmazündungen grundsätzlich anhand vorhandener Sensordaten unterscheidbar sind. Für den Nachweis einer robusten Erkennung über unterschiedliche Rezepte, Betriebszustände und Fehlermuster hinweg ist jedoch eine breitere Datenbasis erforderlich. Die daraus folgenden Einschränkungen werden in Abschnitt 7.5 eingeordnet.

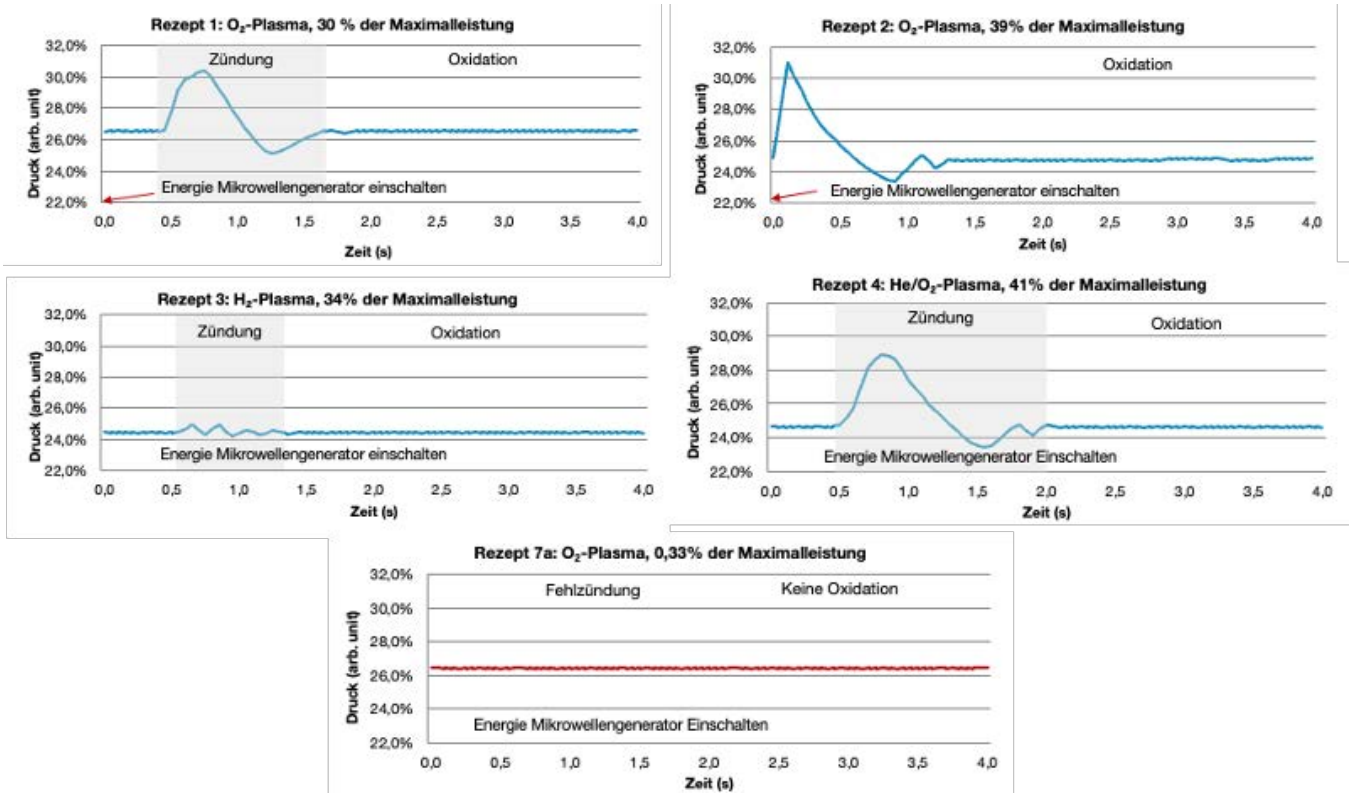


Abbildung 17: Beispielhafte Druckverläufe nach Einschalten des Mikrowellengenerators. Dargestellt sind vier erfolgreiche Plasmazündungen mit unterschiedlichen Drucksignaturen sowie eine Fehlzündung ohne charakteristische Druckreaktion. Die Beispiele zeigen, dass erfolgreiche Zündungen je nach Rezept unterschiedlich verlaufen können. Die Erkennung der Plasmazündung wird deshalb als Mustererkennungsaufgabe und nicht nur als einfache Schwellwertprüfung betrachtet (Quelle: eigene Darstellung auf Basis von Messdaten der Hyperion^{LT}).

Abbildung 17 zeigt schematisch, wie aus einem Anlagenereignis ein gelabeltes Trainingsbeispiel entsteht. Das Signal „Energie Mikrowellengenerator Einschalten“ definiert den Startpunkt, das nachfolgende Vier-Sekunden-Fenster liefert die Sensordaten, und das Label beschreibt, ob die Plasmazündung erfolgreich war oder nicht.

7.3 Virtueller Sensor statt zusätzlicher Hardware

Unser Ansatz ergänzt die Anlage nicht um einen zusätzlichen Plasmasensor. Stattdessen wird aus vorhandenen Prozessdaten abgeleitet, ob die Plasmazündung erfolgreich war oder ob eine Fehlzündung vorliegt. Das Modell übernimmt damit die Funktion eines virtuellen Sensors: Es nutzt Messwerte, die die Hyperion^{LT} ohnehin erfasst, und erzeugt daraus eine zusätzliche Information über den Prozesszustand, die sich in das Sensordatensystem integrieren und weiterverarbeiten lässt.

Für einfache und eindeutig trennbare Fälle wäre grundsätzlich auch eine regelbasierte Erkennung denkbar, etwa über einen manuell eingestellten, spezifischen Schwellwert in einem einzelnen Drucksignal. Der KI-Ansatz wurde gewählt, weil die Plasmazündung nicht nur als einzelner Messwert, sondern als zeitliches Muster in mehreren Sensorsignalen prozessübergreifend bewertet werden soll. Dadurch kann das Modell Muster erkennen, die nicht zwingend durch jeweils eine einzelne, manuell konfigurierte feste Regel beschrieben werden müssen.

Dabei steigt die Qualität und Flexibilität der Mustererkennung automatisch mit der Anzahl an realen Trainingsdaten: Ein neuronales Netz lernt anhand gelabelter Beispiele, indem seine internen Parameter während des Trainings so angepasst werden, dass der Fehler zwischen Vorhersage und bekanntem Label reduziert wird (Rumelhart et al., 1986). Ereignisse mit erfolgreicher Plasmazündung und Ereignisse mit Fehlzündung werden dem Modell während des Trainings gezeigt, sodass es typische Unterschiede in den Sensordaten lernen kann. Anschließend wird geprüft, ob das Modell auch zuvor nicht gesehene Ereignisse korrekt klassifiziert.

Zur Bewertung des Modellansatzes wurden mehrere etablierte Architekturen auf derselben Datenbasis verglichen: ein Convolutional Neural Network (CNN), ein Multilayer Perceptron (MLP), ein Long Short-Term Memory-Netz (LSTM) und ein Gated Recurrent Unit-Netz (GRU). CNNs sind insbesondere für die Erkennung lokaler Muster in strukturierten Eingaben bekannt; LSTM und GRU wurden als rekurrente Architekturen für sequenzielle Daten entwickelt und waren daher naheliegende Kandidaten für Sensor-Zeitreihen (LeCun et al., 1998; Hochreiter & Schmidhuber, 1997; Cho et al., 2014).

Im vorliegenden Datensatz erwies sich das CNN als besonders geeignet, weil es lokale Muster im kurzen Zeitfenster nach Einschalten der Mikrowellenleistung erkennen kann. Das ist für diese Aufgabe relevant, weil erfolgreiche Zündungen nicht identisch verlaufen, sondern unterschiedliche Drucksignaturen aufweisen können. Fehlzündungen zeigen dagegen im

betrachteten Datensatz einen weitgehend flachen Verlauf. Das Modell prüft damit nicht nur einen einzelnen Schwellenwert, sondern erkennt charakteristische Muster erfolgreicher Zündungen.

Tabelle **1** fasst die getesteten Modellarchitekturen und ihre grundsätzliche Eignung für diese Aufgabe zusammen.

Architektur	Grundidee	Stärke	Schwäche	Eignung
CNN	Erkennt lokale Muster in Datenfenstern	Gut geeignet für charakteristische Formen im Druckverlauf	Weniger explizit auf lange zeitliche Abhängigkeiten ausgelegt	Sehr gut geeignet im vorliegenden Demonstrator-Datensatz
MLP	Klassifiziert Eingabewerte ohne spezielle Zeitstruktur	Einfacher Aufbau, gut als Vergleichsmodell	Nutzt zeitliche Struktur nur begrenzt	Grundsätzlich geeignet, aber weniger effizient als CNN
LSTM	Modelliert zeitliche Abhängigkeiten in Sequenzen	Naheliegend für Sensor-Zeitreihen	Benötigt tendenziell mehr Daten und Trainingsaufwand	Im vorliegenden Datensatz nicht überzeugend
GRU	Vereinfachtes rekurrentes Modell für Sequenzen	Ähnlich wie LSTM, aber kompakter	Ebenfalls daten- und trainingsabhängig	Im vorliegenden Datensatz nicht überzeugend

Tabelle 1: Vergleich der getesteten Modellarchitekturen und ihrer Eignung für die Erkennung erfolgreicher und fehlgeschlagener Plasmazündungen.

7.4 Was das Modell erkennt – und wie gut

Zur Validierung haben wir die getesteten Modellarchitekturen in drei Benchmark-Runden miteinander verglichen. Innerhalb jeder Runde wurden die Modelle auf derselben Datenbasis trainiert und getestet. Ziel war nicht nur eine möglichst hohe Trefferquote, sondern auch die Frage, ob das Ergebnis bei veränderter Datengrundlage und reduziertem Trainingsaufwand stabil bleibt.

Architektur	Ergebnis im Benchmark	Trainingsaufwand und Robustheit	Interpretation
CNN	100 % Trefferquote in allen Benchmark-Runden, auf realen wie simulierten Daten	Schnell trainiert und stabil gegenüber Änderungen von Datensatz und Trainingsbudget	Im Demonstrator-Datensatz am besten geeigneter Ansatz
MLP	100 % Trefferquote bei hohem Trainingsaufwand; deutlicher Einbruch bei reduziertem Trainingsbudget	Funktioniert grundsätzlich, ist aber weniger robust als das CNN	Geeignet als Vergleichsmodell, aber nicht bevorzugter Ansatz
LSTM / GRU	ca. 30–36 % Trefferquote in den Benchmark-Runden	Keine stabile Lernleistung im betrachteten Datensatz	Für diese Aufgabe und Datenbasis nicht überzeugend

Tabelle 2: Validierungsergebnisse der getesteten Modellarchitekturen zur Erkennung erfolgreicher und fehlgeschlagener Plasmazündungen.

Das zentrale Ergebnis ist eindeutig: Im bisherigen Demonstrator-Datensatz konnte das Convolutional Neural Network (CNN) erfolgreiche und fehlgeschlagene Plasmazündungen am zuverlässigsten unterscheiden. Es klassifizierte die zurückgehaltenen Testbeispiele in allen Benchmark-Runden korrekt. Das Multilayer Perceptron (MLP) erreichte ebenfalls gute Ergebnisse, benötigte dafür jedoch deutlich mehr Trainingsaufwand und reagierte empfindlicher auf ein reduziertes Trainingsbudget. Long Short-Term Memory (LSTM) und Gated Recurrent Unit (GRU) erzielten im betrachteten Datensatz keine belastbare Klassifikationsleistung.

Ein wichtiger zusätzlicher Befund ergibt sich aus dem getrennten Vergleich realer und simulierter Fehlzündungen. Das CNN erreichte in beiden Gruppen die besten Ergebnisse. Damit spricht der Benchmark dafür, dass das Modell nicht nur die simulierten Fehlzündungen wiedererkennt, sondern auch auf reale Fehlzündungen übertragbare Muster im Sensordatenverlauf nutzt.

Ergänzend wurde das Modell im August 2026 auf einen realen Produktionslauf angewendet, der nicht Teil des kuratierten Benchmark-Datensatzes war. Betrachtet wurden elf Wafer unter einem definierten Rezept. Nach einer Plausibilitätsprüfung mit bekannten erfolgreichen und bekannten fehlgeschlagenen Zündungen wurden die elf neuen Ereignisse bewertet. Das Modell klassifizierte alle elf Fälle als Fehlzündung, jeweils mit sehr hoher Modellkonfidenz. Dieses Ergebnis stimmte mit der Beobachtung an der Anlage überein.

Der Blick auf den Kammerdruckverlauf bestätigt diese Einordnung: Eine erfolgreiche Zündung zeigt typischerweise einen deutlichen Ausschlag kurz nach dem Ereignis „Energie Mikrowellengenerator ein“. Bei den Versuchen mit der geringsten Mikrowellenleistung (3,7 % der Maximalleistung) blieb dieser Verlauf dagegen über das betrachtete Zeitfenster weitgehend flach. Für die untersuchte Kombination aus Rezept, Gasgemisch und Einstellung war 3,7 % der Maximalleistung damit kein geeigneter Betriebspunkt. Für das Modell ist dieser Test besonders relevant, weil er erstmals auf eine reale Datei außerhalb des kuratierten Benchmark-Datensatzes angewendet wurde und sich dort plausibel verhielt.

Die Ergebnisse zeigen damit, dass der virtuelle Sensor im Demonstrator-Kontext zwischen erfolgreicher Plasmazündung und Fehlzündung unterscheiden kann. Zugleich ist die Aussage methodisch zu begrenzen: Die berichtete Trefferquote bezieht sich auf den vorliegenden Benchmark-Datensatz und die bisher untersuchten Prozesszustände. Für eine produktionsnahe Nutzung müssen weitere Rezepte, Betriebszustände und Fehlermuster validiert werden.

7.5 Grenzen des Ergebnisses

Das in Abschnitt 7.4 dargestellte Ergebnis zeigt, dass erfolgreiche und fehlgeschlagene Plasmazündungen im Demonstrator-Kontext aus vorhandenen Sensordaten unterscheidbar sind. Zugleich ist das Ergebnis bewusst eng zu interpretieren. Es belegt die grundsätzliche

Machbarkeit eines virtuellen Sensors für die Plasmazündung, ersetzt aber noch keine produktionsnahe Validierung über unterschiedliche Rezepte, Anlagenzustände und Fehlermuster hinweg.

Der aktuelle Benchmark-Datensatz ist klein und umfasst je nach Benchmark-Runde zwischen 40 und 51 gelabelte Ereignisse. Die Erfassung weiterer realer Fehlzündungen im laufenden Betrieb würde die Belastbarkeit der Ergebnisse erhöhen. Auch der im vorherigen Abschnitt 7.4 beschriebene 110-W-Testlauf ist hierfür ein wichtiger zusätzlicher Datenpunkt, bleibt aber ein einzelner gezielt herbeigeführter Fehlerfall.

Bislang wurde das Modell offline auf bereits aufgezeichneten Vier-Sekunden-Fenstern validiert. Damit lässt sich zeigen, dass erfolgreiche und fehlgeschlagene Plasmazündungen grundsätzlich aus vorhandenen Sensordaten unterscheidbar sind. Für eine produktionsnahe Absicherung reicht dies jedoch noch nicht aus: Es muss geprüft werden, wie früh nach dem Ereignis „Energie Mikrowellengenerator ein“ eine verlässliche Klassifikation möglich ist und wie sich das Modell in einen Live-Datenstrom integrieren lässt.

Eine weitere Einschränkung betrifft die verwendeten Eingangsdaten. Das Modell berücksichtigt derzeit nur eine begrenzte Auswahl von Sensorkanälen, insbesondere Drucksignale. Die Einbeziehung weiterer Kanäle, etwa Mikrowellenleistung, Gasfluss oder zusätzliche Zustandsgrößen, könnte die Erkennung robuster machen und Fehlermuster erfassen, die in der aktuellen Eingabe noch nicht abgebildet sind.

Auch die Bewertung der Modellarchitekturen ist auf den vorliegenden Datensatz bezogen. Dass LSTM und GRU hier keine überzeugende Leistung erzielt haben, bedeutet nicht, dass diese Architekturen grundsätzlich ungeeignet sind. Es zeigt lediglich, dass das CNN für die aktuell verfügbare Datenbasis und Aufgabenstellung empirisch am besten gestützt ist.

Die berichtete 100-prozentige Trefferquote beschreibt die Leistung auf dem aktuellen Testdatensatz. Sie bedeutet nicht, dass jedes im Produktionsbetrieb auftretende Fehlermuster sicher erkannt wird. Für eine produktionsnahe Nutzung sind daher eine breitere Datenerfassung, weitere Validierungsläufe, Tests mit unterschiedlichen Rezepten sowie die Integration in eine Echtzeit-Datenverarbeitung erforderlich.

Kapitel 7 zeigt damit einen bewusst eng gefassten KI Anwendungsfall: Aus vorhandenen Sensordaten der Hyperion^{LT} lässt sich ein virtueller Sensor für die Plasmazündung ableiten. Im Demonstrator-Kontext konnte das Modell erfolgreiche und fehlgeschlagene Zündungen unterscheiden und an einem realen Lauf außerhalb des kuratierten Benchmark-Datensatzes plausibilisiert werden. Zugleich bleibt das Ergebnis auf die bisher untersuchten Daten, Rezepte und Betriebszustände begrenzt. Die nächsten Schritte betreffen insbesondere Echtzeitfähigkeit, breitere Validierung und die Übertragung auf weitere Monitoring- und Optimierungsaufgaben. Diese Perspektiven werden in Kapitel 8 aufgegriffen.

8. Ausblick: bessere Anlagen, geringerer CO_2e-Fußabdruck

Auf Basis der Projektziele (siehe Abbildung **1**) und der Ergebnisse unseres Teilprojekts ergeben sich zwei zentrale Ziele für die weitere Entwicklung von Anlagen wie der Hyperion^{LT} und der darauf laufenden Prozesse: eine höhere Gesamtanlageneffektivität und ein geringerer CO_2e-Fußabdruck.

Beide Zielgrößen hängen zusammen, dürfen aber methodisch nicht gleichgesetzt werden. Prozessstabilität erhöht die Gesamtanlageneffektivität, weil Fehlstarts, Unterbrechungen, Wiederholversuche und Ausschuss reduziert werden können. Vermiedene Fehlstarts senken zugleich den Energiebedarf pro gutem Wafer, da unproduktive Zündversuche Energie verbrauchen, aber keinen verwertbaren Prozessnutzen erzeugen. Der CO_2e-Fußabdruck sinkt zusätzlich durch geringere Energie- und Medienverbräuche oder durch einen emissionsärmeren Strommix.

8.1 Zwei Entwicklungslinien

Für die weitere Entwicklung lassen sich zwei Linien unterscheiden. Die erste Linie ist daten- und KI-gestützt und knüpft an den Semiconductor-X-Rahmen eines Datenökosystems für die Halbleiter-Wertschöpfungskette an. Für HQ-Dielectrics steht dabei die praktische Anschlussfähigkeit im Vordergrund: Maschinen-, Prozess- und Sensordaten werden über den digitalen Zwilling nutzbar gemacht und für Monitoring, Prozessvergleich, Anomalieerkennung und Optimierungsunterstützung eingesetzt. Insbesondere der letztgenannte Punkt bietet ein großes Potential für die Zukunft, wenn mittels ausreichend vorhandener Produktionsdaten einer Anlage nicht nur die Plasmazündung virtuell gemessen, sondern auch vorhergesagt werden kann. Werden dazu dann auch noch die entsprechenden Prozessergebnisse hinsichtlich gewachsener Oxiddicke und -qualität hinzugezogen, so könnte ein integriertes KI-Modell für jegliche installierte Prozesse einen CO_2e optimierten Alternativprozess vorschlagen. Derartige Vorhersagen benötigen jedoch sehr große Datenmengen, wie sie nur in einer Massenproduktionsumgebung erhoben werden können, jedoch nicht beim Anlagenhersteller.

Die zweite Linie ist physikalisch-chemisch geprägt. Sie setzt bei den Prozessgrundlagen selbst an, etwa bei Rezepturen, Prozessgasen, Plasmaquellen und Anlagenkonzepten. Diese Linie knüpft auch an angrenzende Entwicklungsarbeiten und weitere Vorhaben von HQ-Dielectrics an.

Die erarbeitete Basis umfasst Daten-, Methoden- und Anlagenbausteine aus dem HQ-D-Teilprojekt sowie weiteren Entwicklungsarbeiten. Dazu gehören Ökobilanzierung, digitaler Zwilling, Rezeptwissen und mechatronisches Anlagen-Know-how. Zusammen bilden sie die Grundlage, um ökologische Bewertung, Prozessdaten und Anlagenverständnis methodisch zu verbinden (siehe Abbildung 18).

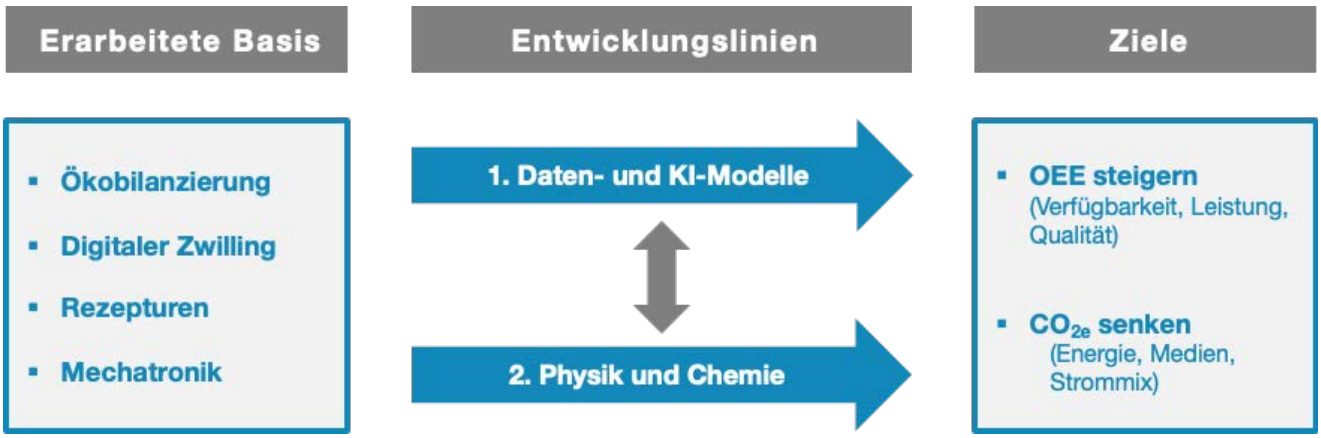


Abbildung 18: Erarbeitete Basis, Entwicklungslinien und Zielgrößen (Eigene Darstellung).

Daraus ergeben sich eine daten- und KI-gestützte Linie sowie physikalisch-chemische Linie. Beide Linien können zur Verbesserung der Gesamtanlageneffektivität und zur Reduktion des CO_2e -Fußabdrucks beitragen. Der Strommix wirkt zusätzlich über den bilanzierten CO_2e -Wert der eingesetzten elektrischen Energie.

8.2 Wie OEE und CO_2e Fußabdruck zusammenhängen

OEE (Overall Equipment Effectiveness) beschreibt die produktive Nutzung einer Anlage anhand der Dimensionen Verfügbarkeit, Leistung und Qualität. Für die Hyperion^{LT} ist OEE eng mit technischen Zuständen verbunden: stabile Plasmazündung, reproduzierbare Prozessführung, geringe Störanfälligkeit und verlässliche Waferqualität.

Die daten- und KI-gestützte Entwicklungslinie setzt dort an, wo Prozesszustände früh erkannt und bewertet werden müssen. Die in Kapitel 7 beschriebene Plasmazündungserkennung ist dafür ein konkreter Anwendungsfall. Perspektivisch können ähnliche Ansätze auch für Kammerleckagen, Prozessdrift, Energieanomalien oder Predictive Maintenance genutzt werden. Nachgewiesen ist bislang die Erkennung erfolgreicher und fehlgeschlagener Plasmazündungen im betrachteten Demonstrator-Kontext. Eine quantifizierte OEE-Steigerung im Produktionsbetrieb bleibt ein nächster Validierungsschritt.

Die Reduktion des CO_2e -Fußabdrucks kann über drei Hebel erreicht werden: geringeren Energieverbrauch, geringeren Medienverbrauch und einen emissionsärmeren Strommix. Energie- und Medienreduktion verändern den Prozess selbst, der Strommix verändert dagegen nicht den Energiebedarf der Anlage, sondern den bilanzierten CO_2e -Wert der eingesetzten elektrischen Energie.

Auch zur CO_2e -Reduktion kann die daten- und KI-gestützte Linie beitragen. Sie unterstützt Rezeptvergleich, Prozessfensterbewertung und die Identifikation energieintensiver oder instabiler Betriebszustände. Damit verbindet sie Prozessstabilität, Energieeffizienz und ökologische

Bewertung. Ein stabilerer Prozess kann sowohl die OEE verbessern als auch den Energiebedarf pro gutem Wafer senken.

Die physikalisch-chemische Entwicklungslinie adressiert die Prozessgrundlagen selbst. Sie zielt auf neue Prozessrouten, alternative Prozessgase, veränderte Plasmaquellen und weiterentwickelte Anlagenkonzepte. Diese Linie ist besonders relevant, wenn CO_2e -Reduktion nicht nur durch bessere Parametrierung bestehender Rezepte, sondern durch andere chemische oder physikalische Prozessbedingungen erreicht werden soll.

Ein Beispiel hierfür ist GreenPro (BMFTR 2025). In diesem BMFTR-Projekt arbeiten HQ-Dielectrics, Fraunhofer EMFT und Plasmetrex an einem skalierbaren Ätzsystem für eine emissionsärmere Halbleiterfertigung. Ziel ist es, beim Deep Reactive Ion Etching bisherige Standardprozessgase wie SF_6 und C_4F_8 durch Alternativen mit niedrigerem Treibhauspotenzial zu ersetzen und eine hocheffiziente Plasmaätzkammer zu entwickeln.

Für HQ-Dielectrics ergibt sich daraus ein kombinierter Entwicklungsansatz. Die daten- und KI-gestützte Linie verbessert Transparenz, Zustandsbewertung und Optimierungsfähigkeit im laufenden Anlagenbetrieb, die physikalisch-chemische Linie eröffnet weitergehende Potenziale durch neue Prozess- und Anlagenkonzepte. Beide Linien können zur Verbesserung der OEE und zur Reduktion des CO_2e -Fußabdrucks beitragen, wirken aber über unterschiedliche technische und bilanzielle Mechanismen.

8.3 Von der Forschung in die Produktion

Die nächsten Schritte liegen zunächst in der produktionsnahen Absicherung der bisher entwickelten Ansätze. Die KI-gestützte Erkennung der Plasmazündung wurde bislang auf Basis aufgezeichneter Sensordaten validiert. Für eine spätere Nutzung im Anlagenbetrieb muss geprüft werden, wie kurz nach Beginn des Zündversuchs eine verlässliche Klassifikation möglich ist und wie robust das Modell bei unterschiedlichen Rezepten, Betriebszuständen und Fehlermustern arbeitet. Erst danach lassen sich Warnungen, Abbruchlogiken oder weitere Steuerungsfunktionen sinnvoll bewerten.

Parallel dazu muss die Datenbasis erweitert und mit OEE- und Qualitätskennzahlen verknüpft werden. Relevante Größen sind insbesondere Fehlstarts, ungeplante Unterbrechungen, Stillstandszeiten, Wiederholversuche, Ausschuss, Ausbeute sowie False-Positive- und False-Negative-Raten der Modellklassifikation. Erst durch diese Verknüpfung lässt sich quantifizieren, welchen Beitrag datenbasierte Erkennung und Optimierung tatsächlich zur Gesamtanlageneffektivität leisten.

Darüber hinaus sollte die Methodik auf weitere Anwendungsfälle übertragen werden. Wie bereits beschrieben, gehören Kammerleckage, Prozessdrift, Energieanomalien, Wartungsindikatoren oder Predictive Maintenance ebenso dazu wie die ökologische und technische Bewertung alternativer Prozessgase, Plasmaquellen und Prozessrouten. Der digitale Zwilling kann

dabei als Struktur dienen, um Prozessdaten, ökologische Kennzahlen und KI-Modelloutputs zusammenzuführen und für Monitoring, Prozessvergleich, LCA-Auswertung oder Digital-Twin-Services nutzbar zu machen.

Die langfristige Perspektive ist eine Halbleiterfertigung, die zugleich deutlich wirtschaftlicher und klimaneutral wird. Eine höhere Gesamtanlageneffektivität senkt Prozesskosten, weil vorhandene Anlagen produktiver genutzt und Stillstände, Wiederholversuche sowie Ausschuss reduziert werden. Die weitere CO_2e -Reduktion entsteht durch effizientere Prozesse, emissionsärmere Medien, physikalisch-chemische Prozessinnovation und den Einsatz erneuerbarer Energie. HQ-Dielectrics möchte dazu beitragen, dass die Halbleiterindustrie langfristig CO_2e -neutral wird.

Autorinnen und Autoren

(in alphabetischer Reihenfolge)

Karlheinz Blank studierte Informatik an der Universität Stuttgart und promovierte dort über künstlich intelligente Assistenzsysteme. Heute ist er Honorarprofessor für Informatik an der Hochschule Reutlingen und zählt mit über 20 Jahren Industrieerfahrung zu den erfahrenen KI-Experten im deutschsprachigen Raum. Als unabhängiger Berater unterstützt er Unternehmen dabei, KI pragmatisch und wirkungsvoll einzusetzen – von datengetriebenen Produktionsprozessen bis hin zu skalierbaren Digitalstrategien. Seine besondere Stärke liegt darin, komplexe KI-Methoden in einfach nutzbare, geschäftsrelevante Lösungen zu übersetzen, die Effizienz steigern, Risiken reduzieren und nachhaltige digitale Transformation ermöglichen.

Alexander Kunz studierte Informatik an der Universität Ulm und verantwortet bei HQ-Dielectrics verschiedenste Bereiche der Entwicklung von Software, IT-Architektur, sowie Maschinensteuerung in der Halbleiterindustrie. Im Zuge von Semiconductor-X fokussiert er sich auf die zuverlässige Erfassung, Verarbeitung, und Analyse von Maschinendaten, die Erstellung und Einrichtung dazu nötiger Software, sowie Netzwerk- und Serverstrukturen zur KI-gestützten Anlagennutzung. Seine Stärke liegt in der Erarbeitung und Umsetzung von Softwarelösungen von der Theorie zur Praxis.

Dr. Jürgen Nieß studierte Festkörperphysik an der Universität Ulm und promovierte dort zum Thema Metallabscheidungen auf Diamant, bevor er im Jahr 1996 in die Halbleiterindustrie wechselte. Seit 2010 ist er beim Halbleiter Equipment Hersteller HQ-Dielectrics für die Prozesstechnologie und Entwicklung der Schnellheiz- und Plasmaanlagen zuständig. In den letzten Jahren spielt dabei auch das Thema Nachhaltigkeit eine immer wichtigere Rolle, welche auch für HQ-Dielectrics ein wichtiger Parameter bei der Entwicklung neuer und der Produktpflege bestehender Anlagen ist.

Joachim Reinhart studierte Wirtschafts- und Sozialwissenschaften an der Universität Augsburg und arbeitet an der Schnittstelle von Innovation, Künstlicher Intelligenz und Forschungsprojektmanagement. Bei der HQ-Dielectrics verantwortet er ein Semiconductor-X-Teilprojekt zur KI-gestützten Optimierung von Halbleiterprozessen, bei der bwcon research gGmbH leitet er Forschungs- und Innovationsprojekte mit Fokus auf KI für Unternehmen. Zuvor war er unter anderem bei der Deutsche Telekom AG, in der Beratung sowie als Head of AI & Innovation bei einem IT-Unternehmen tätig. Er ist Co-Autor von "Künstliche Intelligenz entfesselt", Juror bei BayStartUp und Mitinitiator des Arbeitskreises Innovationsmanagement im Raum Ulm.

Ann Mary Varghese studierte „Mechatronics and Cyber-Physical Systems" an der Technischen Hochschule Deggendorf. Seit 2024 ist sie als Sustainability Analyst bei HQ-Dielectrics für die Ökobilanzierung (LCA) und den Product Carbon Footprint der Plasmaanlagen verantwortlich. Im Rahmen von Semiconductor-X bewertet sie auf Basis realer Maschinendaten aus dem digitalen Zwilling den Energieverbrauch und die Umweltwirkungen von Halbleiterprozessen. Ihre Stärke liegt darin, Nachhaltigkeitsbewertung mit einem fundierten technischen Verständnis der Anlagen zu verbinden.

Über HQ-Dielectrics GmbH

HQ-Dielectrics GmbH (HQD) wurde 2009 gegründet und entwickelt, produziert und vertreibt technologisch führende vollautomatische und manuelle Produktionsanlagen für mikro- und nano-technologische Prozesse in der Halbleiterproduktionsindustrie für Wafergrößen von 100 bis 300 mm. Das spezifische Know-how steckt vor allem im Bereich Schnellheiz- und mikrowellenbasierter Plasmasysteme, deren Ansteuerung und zugehörigen Prozesstechnologie, sowie der zugehörigen Automatisierung im 300 mm Produktionsumfeld sowie die Prozesskontrolle. Grundvoraussetzung für die Ansteuerung jeglicher Art thermischer Prozesse ist eine exakte, reproduzierbare und kontaktlose Temperaturmessung (Pyrometrie), die von HQD eigens für diese Anwendungsarten entwickelt wurde.

Die von HQD entwickelten frei skalierbaren mikrowellenbasierten Plasmaquellen kommen in Plasmaoxidations-Anlagen zum Einsatz für die 24-7 Halbleiterproduktionsindustrie für das Wachstum von sehr dünnen Oxiden und Oxidnitriden auf Silizium oder Germanium bei Niedertemperatur (< 450°C).

Impressum

Herausgeber:	HQ-Dielectrics GmbH, Dornstädter Weg 9/1; 89160 Dornstadt
Handelsregister:	Amtsgericht Ulm: HRB 724353
Telefon:	+ 49 7348 204 825
Mail:	info@hq-dielectrics.eu

Verantwortlich für den Inhalt gemäß § 55 Abs. 2 RStV: Wilhelm Beckmann

Urheberrecht:

Alle Inhalte dieses Whitepapers sind urheberrechtlich geschützt. Jede Vervielfältigung, Verbreitung oder öffentliche Wiedergabe bedarf der vorherigen schriftlichen Zustimmung des Herausgebers.

Haftungsausschluss:

Die Inhalte wurden sorgfältig recherchiert und zusammengestellt. Für die Richtigkeit, Vollständigkeit und Aktualität der Inhalte übernimmt HQ-Dielectrics keine Gewähr.

Literaturverzeichnis

BMFTR (2025): GreenPro: Skalierbare Ätz-Anlage für umweltfreundliche Produktion in der Halbleiterindustrie. Online-Quelle, abgerufen am 09.09.2026 (Bundesministerium für Forschung, Technologie und Raumfahrt)

BMWE (2026): Manufacturing-X: Die Zukunft industrieller Wertschöpfung ist vernetzt. Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. Online-Quelle, abgerufen am 22.07.2026. (Bundeswirtschaftsministerium für Wirtschaft und Energie)

Buberger, J., Kersten, A., Kuder, M., Eckerle, R., Weyh, T., & Thiringer, T. (2022). Total CO_2-equivalent life-cycle emissions from commercially available passenger cars. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 159, 112158. (Total CO_2-equivalent DOI)

Catena-X (2025): Catena-X Product Carbon Footprint Rulebook, Version 4.0. Catena-X Automotive Network. (carbon-transparency. org)

Cho, K., van Merriënboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., & Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder–decoder for statistical machine translation. Proceedings of EMNLP 2014. (aclanthology.org)

Eckstein, C. (2024): Semiconductor-X – Initiative zur Digitalisierung der Lieferketten in der Halbleiterindustrie. Sustainability Cluster. Fraunhofer IZM, Präsentation, 02.10.2024 / 07.10.2024. Interne Projektunterlage.

European Commission (2021): 2030 Digital Compass: The European way for the Digital Decade. Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions, COM(2021) 118 final, Brussels, 09.03.2021. (eufordigital.eu/library/2030-digital-compass)

European Commission (2022): A Chips Act for Europe. Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions, COM(2022) 45 final, Brussels, 08.02.2022. (eur-lex.europa.eu)

Göke, S.; Issler, M.; Liu, D.; Patel, M.; Spiller, P. (2022): Keeping the semiconductor industry on the path to net zero. McKinsey & Company, 04.11.2022. (McKinsey & Company)

Hess, J. C.; Semenova, A. (2025): Semiconductor Emission Explorer: Tracking Greenhouse Gas Emissions from Chip Production (2015–2023). interface, Data Brief, 17.03.2025. (semiconductor-emission-explorer)

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural Computation, 9(8), 1735–1780. (direct.mit.edu)

HQ-Dielectrics (2026): HQ-D Rulebook für LCA und PCF, Version 1.1. HQ-Dielectrics GmbH, August 2026, im Erscheinen.

ISO (2006a): ISO 14040: Environmental Management – Life cycle assessment – Principles and framework. International Organization for Standardization. (ISO 14040)

ISO (2006b): ISO 14044: Environmental management – Life cycle assessment – Requirements and guidelines. International Organization for Standardization. (ISO 10444)

ISO (2018): ISO 14067: Greenhouse gases – Carbon footprint of products – Requirements and guidelines for quantification. International Organization for Standardization. (ISO 14067)

LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11), 2278–2324. (ieeexplore.ieee.org/)

Lerch, W.; W. Kegel, W.; Niess, J.; Gschwandtner, A.; Gelpey, J.; Cristiano, F. (2012): Scaling Requires Continuous Innovation in Thermal Processing: Low-Temperature Plasma Oxidation. ECS Transactions, 45 (6) 151-161. 10.1149/1.3700948 © The Electrochemical Society. (Research Gate)

Niess, J.; Kegel, W.; Lerch, W. (2014): Low temperature plasma oxidation for advanced 3D CMOS-based devices. in Phys. Status Solidi C 11, No. 1, 37–40 (2014) / DOI 10.1002/pssc.201300154

Nieß, J. (2024): Microwave-based, Low-Temperature Plasma Oxidation Technology. HQ-Dielectrics GmbH, Präsentation, 20.12.2024. Interne Projektunterlage.

Nieß, J.; Reinhart, J.; Varghese, A. M. (2025): Semiconductor X: Cluster 3 Sustainability – Life cycle assessment and AI-supported CO_2 footprint optimization of plasma oxidation as a process step in semiconductor production. Vortrag Productronica, Innovation Forum, München 2025, HQ-Dielectrics GmbH.

Reinhart, J.; Varghese, A. M. (2025a): Die klassische Wertschöpfungskette der Halbleiterherstellung. HQ-Dielectrics GmbH, Präsentation, Stand 07.01.2025. Interne Projektunterlage.

Reinhart, J.; Varghese, A. M. (2025b). Beschreibung des Plasma-Oxidations-Prozesses. HQ-Dielectrics GmbH, Präsentation, Stand 03.03.2025. Interne Projektunterlage.

Reinhart, J.; Nieß, J.; Varghese, A. M (2025): Semiconductor-X: Cluster 3 Sustainability – Ökobilanzierung und KI-gestützte CO_2-Optimierung der Plasmaoxidation als Prozessschritt in der Halbleiterproduktion. HQ-Dielectrics GmbH, Präsentation Green ICT Connect, Berlin, 15.–16.10.2025.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. Nature, 323, 533–536. (nature.com)

SEMI; BCG; Semiconductor Climate Consortium (2023): Transparency, Ambition, and Collaboration: Advancing the Climate Agenda of the Semiconductor Value Chain. SEMI / Boston Consulting Group / Semiconductor Climate Consortium. (discover.semi.org)

SEMI; Semiconductor Climate Consortium; ERM (2025): Scope 3 Category 11 GHG Assessment: Guideline for the Semiconductor Sector. (discover.semi.org)

Semiconductor-X (2026): Homepage. https://www.semiconductor-x.com/

Sharma, P. (2023): Ökobilanzierung in der Halbleiterfertigung – Probleme und Herausforderungen. Fraunhofer IWU, Blog #zukunftsfabrik. (fraunhofer-zukunftsfabrik.de)

Varas, A.; Varadarajan, R.; Goodrich, J.; Yinug, F. (2021): Strengthening the Global Semiconductor Supply Chain in an Uncertain Era. Boston Consulting Group / Semiconductor Industry Association, April 2021. (Semiconductor Industry Association).

Wissenschaftliche Dienste des Deutschen Bundestages (2022): Einzelfragen zur Halbleiterproduktion. Dokumentation WD 5 - 3000 - 004/22, Abschluss der Arbeit: 23. Mai 2022, Fachbereich WD 5: Wirtschaft und Verkehr, Ernährung und Landwirtschaft. (Deutscher Bundestag)

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Motivation und Einordnung des HQ-D-Teilprojekts in Semiconductor-X 5
Abbildung 2: Vertikale und horizontale Wertschöpfungskette 7
Abbildung 3: Wiederholte Prozessschritte der Waferprozessierung 9
Abbildung 4: Hyperion^{LT} von HQ-Dielectrics 12
Abbildung 5: Schematische Darstellung der Plasmaoxidation 13
Abbildung 6: Realbild der Plasmaquelle und vereinfachtes Schema der Prozesskammer 14
Abbildung 7: Beispiel für eine Wachstumskurve mit der Oxiddicke 16
Abbildung 8: Systemgrenze der Maschinen-LCA der Hyperion^{LT} 18
Abbildung 9: Systemgrenze der Prozess-LCA des Plasmaoxidationsprozesses 18
Abbildung 10: Aggregierte Hauptbeiträge zur Maschinen-LCA der Hyperion^{LT} 19
Abbildung 11: Sachbilanz und Treibhauspotenzial des Referenzrezepts 20
Abbildung 12: Wirkung der Prozessoptimierung auf Stromverbrauch und Treibhauspotenzial 22
Abbildung 13: Kombinierte Betrachtung von Maschinen- und Prozess-LCA über zehn Jahre 23
Abbildung 14: Digitaler Zwilling als Verbindung 27
Abbildung 15: Beispielhafte Visualisierung von Temperaturzeitreihen 29
Abbildung 16: Optimierungsziel der KI-gestützten Prozessoptimierung 32
Abbildung 17: Beispielhafte Druckverläufe nach Einschalten des Mikrowellengenerators 33
Abbildung 18: Erarbeitete Basis, Entwicklungslinien und Zielgrößen 39

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Vergleich der getesteten Modellarchitekturen 35
Tabelle 2: Validierungsergebnisse der getesteten Modellarchitekturen 35