

Integration von modularen Sensor-Frontends für die Fusion von Daten aus industriellen und biologischen Prozessen

Tim Schulze¹, Heinrich Gröger¹, Olaf R. Hild¹, Ireneusz Jablonski^{1,2}, Marcel Krenkel¹ und Jens Knobbe¹

¹Fraunhofer Institut für Photonische Mikrosysteme (IPMS), Dresden, Deutschland

²Brandenburgische Technische Universität Cottbus-Senftenberg (BTU), Deutschland

Kontakt: tim.schulze@ipms.fraunhofer.de

Einleitung

Der Anstieg der Verfügbarkeit hochqualitativer Einzelsensoren setzt sich in allen technologischen Bereichen ununterbrochen fort. Dies ermöglicht es den Anforderungen gerecht zu werden, Verwertungskreisläufe im Rahmen eines nachhaltigen Wirtschaftens umfänglich quantitativ zu bewerten. Hierbei spielt beispielsweise die Produktion von Nahrungsmitteln, von der Landwirtschaft bis hin zu Bioreaktoren, eine essentielle Rolle für die Versorgungssicherheit. Entsprechend besteht ein hoher Bedarf an Sensorik für die einzelnen Prozesse in jedem Abschnitt des Kreislaufs. Es gilt, die physikalischen und chemischen Parameter zu analysieren, um Kenntnisse über deren Zustände für eine anschließende Einstellung bzw. Optimierung zu erlangen. Die hardwareseitigen Herausforderungen, die aus einer derartigen Integration von Sensoren entstehen, können durch modulare Systemansätze überwunden werden. Diese können sowohl für stationäre [1] als auch mobile Trägersysteme [2] umgesetzt werden. Letztlich kann durch Datenfusion und eine Auswertung mit Künstlicher Intelligenz bzw. Methoden des maschinellen Lernens (ML) ein Mehrertrag an Informationen der verschiedenartigen Sensoren erzielt werden [3,4]. Für eine zuverlässige und stabile Auswertung sind aussagekräftige Daten schließlich zwingend erforderlich.

In diesem Rahmen ermöglichen aktuelle MEMS-Technologieentwicklungen im Bereich von Festkörper- (*solid-state*) Sensoren einen hohen Integrationsgrad. Die Miniaturisierung erlaubt die kosteneffiziente Erstellung von Sensornetzwerken, um größere Flächen, wie Felder und Wasserflächen kontinuierlich und wartungsarm zu überwachen, z. B. bei der Bestimmung des pH-Werts für die Bodenanalyse oder Partikelidentifikation durch Ultraschall. Die erhaltenen Messwerte können dann mit zusätzlichen Sensordaten, z. B. Wetterdaten, zusammengeführt und evaluiert werden. Eine erweiterte Überwachung kann zudem durch die zusätzliche Integration von optischen Systemen erfolgen, welche von optischer Spektroskopie im Infraroten bis hin zu anspruchsvolleren Methoden wie Fluoreszenzanalyse oder Raman-Spektroskopie reichen. Sie erlauben es sowohl die Zusammensetzung als auch die mikrobiologische Aktivität bewerten zu können [5].

Somit kann die Datenfusion von chemischen, photonischen und Ultraschallsensoren in Einklang mit einer Auswertung mittels ML - Algorithmen vor allem die nachhaltige Nahrungsmittelproduktion unterstützen und darin ihr volles Potential entfalten.

Sensortechnologien

Für die elektrochemische Sensorik sind die Parameter pH-Wert und Leitfähigkeit von herausragender Bedeutung. Während in der chemischen Industrie die Glaselektrode zu pH-Messung noch der Standard ist, wird im Lebensmittelbereich und sensiblen chemischen Verfahren ein ionensensitiver Feldeffekttransistor (ISFET) eingesetzt. Die Vorteile der ISFET-Technologie gegenüber der Glaselektrode sind u. a. die Bruchunempfindlichkeit, die Druckstabilität und sehr gute Haltbarkeit gegenüber Säuren und Basen. Darüber hinaus ist die Handhabung einfacher, da ISFETs trocken gelagert werden können. Sowohl die Glaselektrode als auch die ISFETs haben allerdings einen Nachteil. Sie sind jeweils nur eine Halbzelle und müssen mit einer Referenzelektrode komplettiert werden. Stand der Technik sind hier Silber/Silberchlorid (Ag/AgCl)-Elektroden, die in einem Elektrolytreservoir bekannter Konzentration, zumeist 3M KCl, vorgehalten werden und über ein Diaphragma mit der zu messenden Lösung und damit mit der pH-Messelektrode verbunden ist. Die Spannung zwischen der pH-Messelektrode und der Referenzelektrode ist dann proportional zum pH-Wert. Referenzelektroden, wie die Ag/AgCl-Elektroden, bei denen die potentialbestimmende Metallionenaktivität $a_{Me^{z+}}$ der Lösungsphase eines schwerlöslichen Metallsalzes, wie AgCl, mit dem korrespondierenden Festkörper im Gleichgewicht steht, werden Elektroden 2. Art [6] genannt. Sie sind sehr gut reproduzierbar und im Vergleich zur Normalwasserstoffelektrode (NHE) leicht handhabbar. Allerdings ist die Langzeitstabilität ungenügend, da es im Lauf der Zeit zum Eindringen von Messlösungen über das Diaphragma und gleichzeitig zum Austritt vor allem von K^+ - und Cl^- -Ionen aus dem Elektrolytreservoir kommt, wodurch sich das Potential der Referenzelektrode verändert. Somit muss die Referenzelektrode häufig gewartet und kalibriert werden.

den, was Langzeitmessungen oder eine Vielzahl an Systemen aufwändig, wenn nicht gar unmöglich macht. Um dieses Problem zu lösen, ist eine Festkörperreferenzelektrode erforderlich. Das vielversprechendste Konzept wurde bereits in den 1980er Jahren von P. Bergveld et al. [7] vorgestellt, bei dem zwei ISFETs mit unterschiedlichen pH-Steilheiten auf eine Pseudoreferenzelektrode, beispielsweise einen Platindraht bezogen werden (s. Abb. 1). Ein ISFET weist dabei im Idealfall Nernst'sches Verhalten, also 59 mV/pH, auf. Der andere ISFET zeigt eine deutlich geringere Steilheit, z.B. 5 mV/pH, und wird als REFET, also als Referenzfeldeffekttransistor bezeichnet. Die Potentiale der ISFETs gegen den Platindraht sind nicht aussagekräftig, aber aus dem Verhältnis der beiden Potentiale zueinander kann nach einer Kalibrierung der pH-Wert berechnet werden, wie in Abb. 2 dargestellt. Der derzeitige Stand am IPMS erlaubt bisher nur einen eingeschränkten pH-Bereich für den REFET, hier sind weitere Materialentwicklungen und Prozessoptimierungen erforderlich, um einen weiten pH-Bereich zuverlässig abdecken zu können.

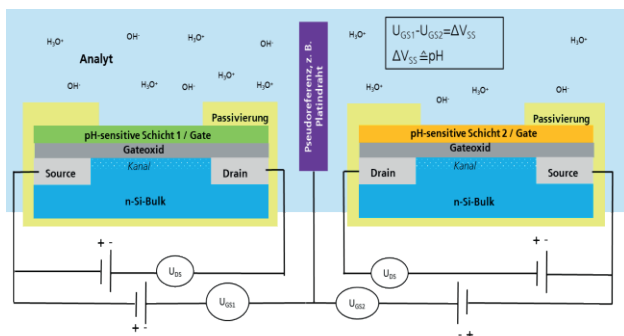


Abb. 1: Schematische Darstellung einer pH-Messung mit ISFET und REFET. Nicht maßstabsgerecht.

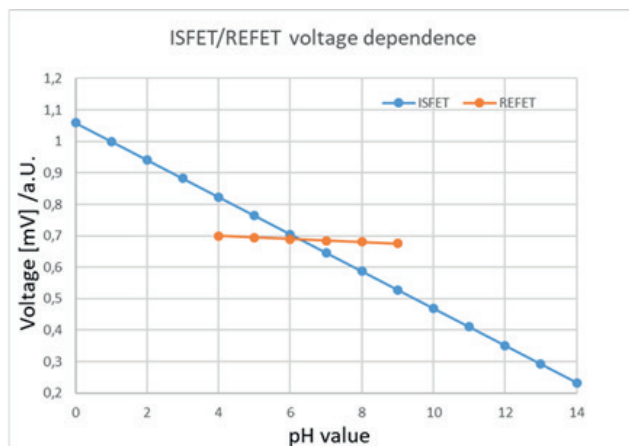


Abb. 2: pH-Abhängigkeit von ISFET und REFET gegen einen Platindraht

Da der pH-Wert temperaturabhängig ist, ist die Integration eines Temperatursensors vorteilhaft. Dies kann im Halbleit-

terbereich über eine p/n-Diode erfolgen. Zusätzlich ist oftmals die Leitfähigkeit eine weitere wichtige Größe und kann ebenfalls über Leitfähigkeitsstrukturen, wie in Abb. 3 dargestellt, mit Halbleitertechnologie realisiert werden.



Abb. 3: Kapazitive Leitfähigkeitsstrukturen auf 5x5 mm² großen Chips

Die volle Leistungsfähigkeit der elektrochemischen Sensorik wird somit durch die Kombination von Temperatursensor, pH-Sensoren und Leitfähigkeitssensor erreicht und wurde am Fraunhofer IPMS zunächst mit individuellen Bauelementen realisiert. Der resultierende Demonstrator ist in Abb. 4 dargestellt.

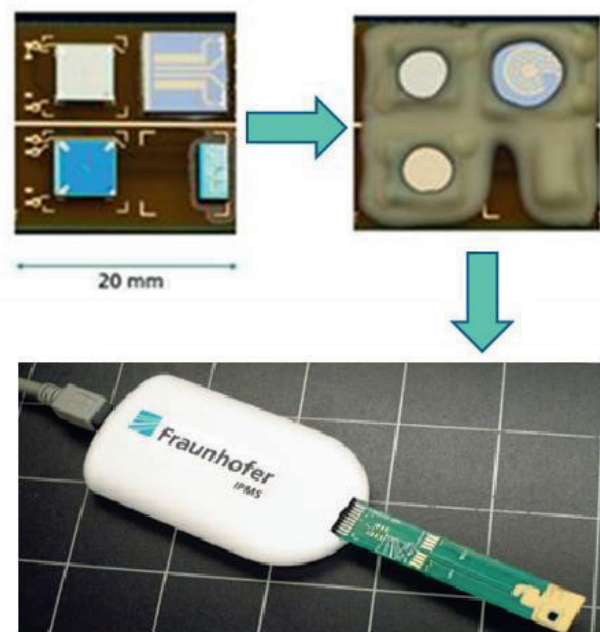


Abb. 4: Oben links: ISFET, REFET, Temperatur- und Leitfähigkeitssensor integriert auf einer Platine, Oben rechts: Durch eine Vergussmasse geschützte Sensoren, Unten: Auf einer FR4-Steckplatine integrierte Sensoren, angesteckt an eine Treiberelektronik, die über USB mit einem Computer verbunden werden kann.

Je nach Anwendung kann es nun sinnvoll sein, die elektrochemischen Messdaten mit weiteren Daten, beispielsweise optischen Daten zu kombinieren. Insbesondere im Bereich des Smart Farmings sind optische bzw. spektroskopische Daten sehr gut mit elektrochemischen Daten zu verbinden, um den Reifegrad und das Wohlbefinden von Pflanzen zu bewerten und geeignete Maßnahmen zur Optimierung einleiten zu können.

Optische Messverfahren ermöglichen berührungslose und zerstörungsfreie Analysen. Das Repertoire photonischer Sensorik beginnt mit der bereits weit verbreiteten Bildaufnahme mittels Standard-Kameramodulen für den sichtbaren Spektralbereich, die über entsprechende Bildauswertungsalgorithmen wichtige Informationen zu Objektzuständen, aber auch Füllstände, Homogenität oder Blasen in Flüssigkeiten erfassbar machen. Viele Anwendungen, speziell in der Lebensmittel- oder Textilverarbeitung, benötigen kalibrierte Farbmessungen, die reproduzierbar und langzeitstabil das Erscheinungsbild des Produkts erfassen und sichern. Dies wird durch eine entsprechende Beleuchtung und die spektrale Kalibrierung der Sensoren ermöglicht [8].

Die Ermittlung der chemischen Zusammensetzung, speziell organischer Materialien, ist mittels nahinfrarot Spektralanalyse für viele Anwendungen möglich. Das Bandenspektrum im Bereich der Wellenlängen von 1100 bis etwa 2500 nm beinhaltet Informationen über die chemischen Bindungen der Moleküle des gemessenen Objekts. Durch chemometrische Verfahren und die Nutzung von Referenzdaten lassen sich hieraus Stoffkonzentrationen der Hauptkomponenten berechnen. Dieses im Laboreinsatz seit vielen Jahren etablierte Verfahren ist durch die Nutzung von MEMS-Technologien und einen dadurch erreichten hohen Miniaturisierungsgrad auch für den mobilen Einsatz [9] und die Vor-Ort- und In-Line-Messtechnik verfügbar. Mit MEMS-Technologie lassen sich scannende Spektrometer bauen, bei denen die sonst üblichen sehr kostenintensiven Indium-Gallium-Arsenid-Zeilendetektoren durch günstige Einzelsensoren ersetzt werden. Daraus resultieren dann vertretbare Herstellungskosten. Neben der Scanning-Grating-Technologie mit beweglichem MEMS-Beugungsgitter wurden Scanning-Mirror-Mikrospektrometer entwickelt [10], die besonders breite Spektralbereiche ermöglichen. Die Größe der Spektrometer hat einen Miniaturisierungsgrad erreicht, der sogar die Integration in ein Mobiltelefon erlauben würde (s. Abb. 5).

Organische Verbindungen sind in sehr vielen Bereichen allgegenwärtig. Besonders hohe Relevanz für die Vor-Ort-Analyse ist im Lebensmittelkontext gegeben, beispielsweise zur Bewertung der Qualität von Speiseölen oder Molkeerzeugnissen. Beimischungen von billigen Ölen können zuverlässig und quantitativ ermittelt werden [11].

Beimischungen in geringen und geringsten Anteilen erfordern Verfahren mit hoher spezifischer Selektivität. Die Anregung von Fluoreszenzprozessen, beispielsweise durch intensive UV-Beleuchtung, ermöglicht den Nachweis fluoreszierender Substanzen bereits in sehr geringen Mengen. Hierbei kann alternativ spektral aufgelöst gemessen wer-

den, um verschiedene Substanzen zu erfassen oder auf einem genau definierten Spektralkanal mittels Filter und Bildaufnahme die räumliche Verteilung eventuell vorhandener Kontaminationen bei einer bekannten spektralen Signatur bestimmt werden. Im Lebensmittelkontext können hierdurch beispielsweise Myko- und Aflatoxine bei der Sortierung von Nüssen hochempfindlich erfasst werden.

Alternativ zur Fluoreszenzanalyse sind Raman-Analysen möglich. Die Anregung erfolgt hierbei durch einen schmalbandigen Laser, die Erfassung durch ein hochauflösendes Spektrometer. Hier wurden ebenfalls durch die Nutzung von MEMS-Technologien kompakte und kostengünstige Systeme realisiert.



Abb. 5: Ultrakompaktes MEMS basiertes NIR-Spektrometer vor einem Mobiltelefon [12]

Darüber hinaus ermöglichen Ultraschallkomponenten eine zuverlässige Implementierung in zahlreichen Anwendungen, von der einfachen Distanzmessung bis zur komplexen 3D-Bilderstellung. Im Gegensatz zu weit verbreiteten piezoelektrischen Wandlern (PZT) können kapazitive Ultraschallwandler auf Siliziumbasis (*capacitive micromachined ultrasonic transducers*, „CMUT“) als RoHS-konforme Bauelemente in hohen Stückzahlen sehr kostengünstig reproduzierbar gefertigt werden. Auf der derzeitigen 200 mm Wafer-Technologie können so auch in sehr kleinen Fertigungslinien Bauelemente der genannten Baugröße ohne Kapazitätsprobleme erzeugt werden (30.000 Bauelemente pro Wafer).

CMUTs wurden federführend von Prof. Khuri-Yakub von der Stanford University entwickelt. Die grundlegende Idee ist die Umkehrung von kapazitiven Drucksensoren, die durch Anlegen einer Wechselspannung, oftmals unterstützt durch eine Gleichspannung, zum Schwingen angeregt werden können (s. Abb. 6). Im Sendebetrieb erzeugt die angetriebene Struktur Schallwellen. Beim Empfang eines Schalls wird die flexible CMUT-Elektrode ausgelenkt, so dass die auftretende Kapazitätsänderung über einen Ausgleichsstrom detektiert werden kann.

Mit unterschiedlichen CMUT-Konzepten lassen sich Ultraschallwandler von der unteren Grenzfrequenz des Ultraschalls (20 kHz) bis in den Bereich oberhalb von 100 MHz realisieren.

CMUTs sind insbesondere in Bezug auf ihre sensorischen Eigenschaften wie hohe Empfangsensitivität und große Bandbreite sehr vorteilhaft. CMUTs können im Waferverbund mit CMOS-kompatibler Technologie gefertigt werden. Dabei ist sowohl die monolithische Herstellung von CMUTs auf einen CMOS-Schaltkreis als auch die nachträgliche heterogene Verbindung von Schaltkreis und CMUT-Bauelement möglich [13]. Weitere Vorteile der Mikrotechnologien stellen die Flexibilität und die hohe Genauigkeit bei der Herstellung von kleinen Strukturabmessungen dar. Damit können einfacher und genauer beliebige Ultraschallarrays realisiert und kontaktiert werden als mit PZT-Wandlern. Die Integration der Elektronik vereinfacht zusätzlich deren elektrische Ansteuerung.

Das Fraunhofer IPMS entwickelt und fertigt CMUT-Sensoren seit 2013. Zahlreiche wissenschaftliche Publikationen und Schutzrechte sind in dieser Zeit entstanden [14–20].

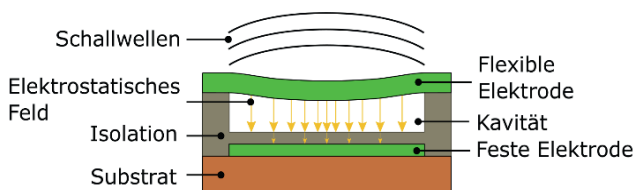


Abb. 6: Schematischer Aufbau eines CMUTs im Sendebetriebsmodus zur Darstellung der prinzipiellen Funktionsweise [21]

Sensorfusion

Da die heutige Wissenschaft und Technik mit immer komplexeren Systemen arbeitet, für die typischerweise zu Beginn des Experiments kein signifikantes Wissen vorhanden ist, kommen Algorithmen der Datenverarbeitung zum Einsatz, die das Lernen des Menschen nachahmen (s. Tab. 1) und daher auch als Künstliche Intelligenz (KI) bezeichnet werden [22]. Darüber hinaus ist das maschinelle Lernen (ML) eines der bedeutendsten Themen im Bereich der KI, bei dem bestimmte Algorithmen eingesetzt werden, um Computersysteme mittels gegebener Daten ohne spezielle Programmierung "lernen" zu lassen [23]. Dieser Trend korrespondiert mit der Entwicklung der Sensortechnik, insbesondere der Multisensorik, die sich mit immer komplexeren Problemen befasst und mehrdimensionale Ergebnisse von vielen Sensoren liefert. Wenn sie in geeigneter Weise integriert - d.h. fusioniert - werden, kann ein Bündel von erfassten Signalen ein erweitertes Wissen über das untersuchte System oder Prozess liefern [23, 24].

Tab. 1: Eigenschaften von Aufgabe im Bereich Data Science

Problemkomplexität und Ausgangswissen	Für Problemlösung geeignete Methodik
Vollständiges Wissen über die Regeln des untersuchten Systems, geringe bis mittlere Komplexität	präzise Algorithmen
Teilweises Wissen über die Regeln des untersuchten Systems, geringe bis mittlere Komplexität	statistische Modelle, Expertensysteme, deduktive Methoden
Teilweise oder vollständige Unkenntnis der Regeln des untersuchten Systems, hohe Komplexität	Künstliche neuronale Netze, induktive Methoden

Beim maschinellen Lernen mit mehreren Sensoren wird das erworbene Wissen in Form von spezifischen Ergebnissen wie Erkennung, Klassifizierung und Vorhersage dargestellt. Zahlreiche Methoden wurden zur Erfüllung dieser Aufgaben eingesetzt, z. B. künstliche neuronale Netze (ANN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), k-means, Fuzzy Inference usw. [25-29]. Der Literaturüberblick zeigt die Einschränkung, dass sich die berichteten KI/ML-Anwendungen auf die Erreichung eines einzigen Forschungsziels konzentrierten, ohne alle für die Datenfusion wichtigen Leistungsanforderungen und Kriterien umfassend zu erfüllen, wie z.B. Datenunvollkommenheit, Dateninkonsistenz, Datenkonflikte, Datenausrichtung/Registrierung und Korrelation, Heterogenität der Datentypen, Fusionsort, dynamische Fusion, Effizienz, Qualität, Stabilität, Robustheit, Erweiterbarkeit, Datenschutz, Tests mit realen Datensätzen [22]. Obwohl ein erster Vorschlag für eine Datenfusionsarchitektur (Joint Directors of Laboratories - JDL [30]) diese Technologie auf die militärische Nutzung ausgerichtet hat, erstreckt sich das aktuelle Interesse auf nahezu alle Bereiche von Wissenschaft und Industrie. Die jüngsten Fortschritte in der 5G-Kommunikationstechnologie, im Internet der Dinge (IoT) und in den Schnittstellen zwischen Mensch und Maschine bringen neue Herausforderungen und Möglichkeiten für die Fusion von Multisensordaten im Rahmen der Initiative Industrie 4.0 und Farming 4.0 mit sich [29].

Aufgrund der zunehmenden Systemkomplexität können die oben genannten Anforderungen und Kriterien selbst für aktuelle KI/ML-Ansätze einen Engpass darstellen. Nichtsdestotrotz wird erwartet, dass die Leistungsfähigkeit von Methoden des maschinellen Lernens weitaus größer sein wird als bisher. Heutzutage wird zum Beispiel Deep Learning als ein bedeutendes Forschungsgebiet der künstlichen Intelligenz in den nächsten 10 Jahren angesehen [23].

Abschließend ist anzumerken, dass die kommerziell erhältlichen IT-Tools, z. B. MS Azure, AWS, Matlab, Python usw.,

zwar eine Reihe spezieller Bibliotheken und Toolbox-Funktionen bieten, aber keine direkten Lösungen ("aus dem Regal") für die Lösung wissenschaftlicher und industrieller Probleme der Multisensordatenfusion verfügbar sind. All dies zeigt, dass, obwohl der Begriff der Datenfusion seit mehreren Jahrzehnten bekannt und in gewissem Umfang systematisiert ist, noch immer ein erheblicher Beitrag zur intelligenten Fusion von Multisensor-Signalen zu leisten ist.

Modulare Systemintegration

Jede Messanwendung bringt spezifische Anforderungen an die Sensorik mit sich. Für den effizienten Einsatz der Sensorik ist die Auswahl der notwendigen Module eines Systembaukastens vorteilhaft, die in ein entsprechendes Systemchassis eingefügt und an der Messstelle angeordnet werden. Erste Ansätze zur Standardisierung von Komponenten wurden im Bereich der optischen Erfassungs- und Beleuchtungsmodulen bereits umgesetzt. Verschiedene Module für die Beleuchtung im sichtbaren, ultravioletten und nahinfraroten Spektralbereich wurden für einen Messsystemdemonstrator realisiert und im Bereich der Sensorik mit Kameramodulen, kompakten UV-VIS Spektrometern, sowie weiteren Modulen zur faserbasierten Ankopplung von externen Spektrometern kombiniert.

Hohe Anforderungen erwachsen insbesondere an die Software zur Auswertung. Bislang war es notwendig, die Auswertelgorithmen den jeweiligen Sensoren zuzuordnen und die Datenfusion entsprechend zu implementieren. Selbstlernende Algorithmen ermöglichen künftig die automatisierte Zusammenführung der Messwerte. Zusätzlich können die Korrelationen der verschiedenen Messverfahren genutzt werden, um die Kalibrierung zu automatisieren. Hierdurch wird der Aufwand für die Implementierung der Messstelle signifikant reduziert.

Ergebnisse

Mit den aufgebauten Labordemonstrationssystemen wurden erste Messreihen in ausgewählten Beispielanwendungen durchgeführt. In einer ersten Versuchsreihe wurden verschiedene photonische Sensoren für die Untersuchung von Lebensmittelproben eingesetzt. Die Probe wurde mittels einer Standardkamera erfasst. Die Hauptkomponenten der Zusammensetzung wurden mittels Nahinfrarot-Spektroskopie untersucht. Zusätzlich wurden durch UV-LEDs Fluoreszenzprozesse angeregt und spektroskopisch erfasst. Die Auswertung und Korrelation erfolgten noch manuell. An Nussproben konnten Mykotoxine erfasst werden. An Geflügelfleischproben wurden Nahinfrarot-Spektralmessungen mit der Frische korreliert. Die Anteile binärer Mischungen von Oliven- und Sonnenblumenöl konnten quantitativ erfasst werden (s. Abb. 7). Beimischungen zu Milch, beispielsweise Wasser, Öl, Zucker und Waschpulver im

Prozentbereich können erfasst und zugeordnet werden (s. Abb. 8).

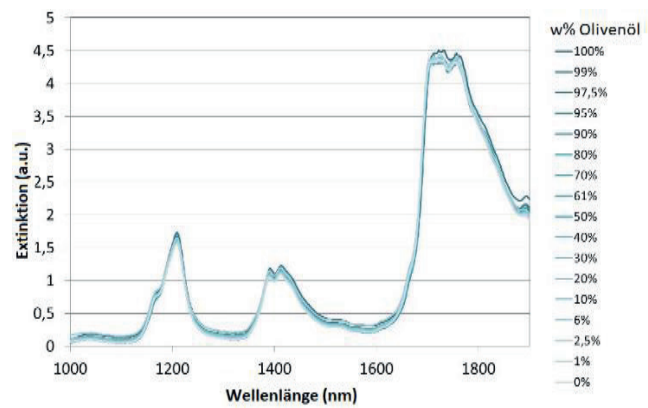


Abb. 7: Extinktionsspektren von Oliven-/Rapsölmischungen bei verschiedenen Massenanteilen w , gemessen mit einem NIR-Spektrometer [11]

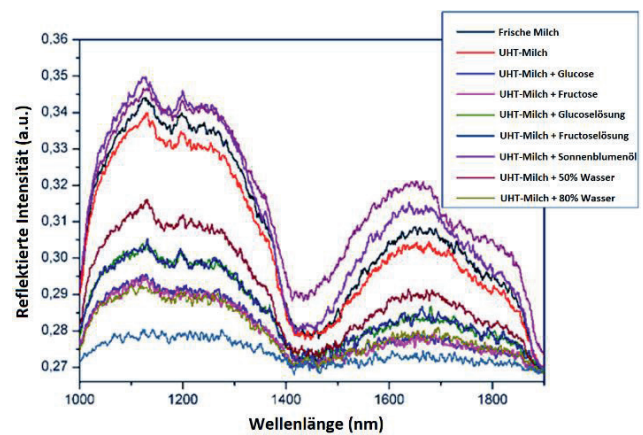


Abb. 8: Diffuses NIR-Reflexionsvermögen von Milch mit verschiedenen Verfälschungen [31]

Diskussion

Die Realisierung von modularen Sensor-Frontends hat auf der Seite der Hardware erste modulare Systemansätze hervorgebracht. Zusätzlich zu den photonischen Verfahren stehen auch Ultraschallsensoren und Festkörpersensoren für chemische Messgrößen zur Verfügung. Dieser Ansatz ist sehr vielversprechend, da komplexe Messaufgaben effizient bedient werden können. Die Einbindungen weiterer Messprinzipien und Sensormodule ist mit geringem Aufwand möglich. Der Hauptfokus neuer Arbeiten liegt im Bereich der automatisierten Auswertung und Nutzung der Methoden der sogenannten Künstlichen Intelligenz zur Automatisierung der Kalibrierung und Auswertung der Messungen.

Literatur

- [1] KRAUSE, J., et al. SmartSpectrometer—Embedded optical spectroscopy for applications in agriculture and industry. *Sensors*, 2021, 21. Jg., Nr. 13, S. 4476.

- [2] REINIG, P., et al. Bringing NIR spectrometers into mobile phones. In: MOEMS and Miniaturized Systems XVII. SPIE, 2018. S. 97-104.
- [3] CHIDEPATIL, A., et al. From trash to cash: how blockchain and multi-sensor-driven artificial intelligence can transform circular economy of plastic waste?. Administrative Sciences, 2020, 10. Jg., Nr. 2, S. 23.
- [4] SUAWA FOGOU, P., et al. Modeling and Fault Detection of Brushless Direct Current Motor by Deep Learning Sensor Data Fusion. 2022.
- [5] LIESKE, T., et al. System on chip generation for multi-sensor and sensor fusion applications. In: 2017 International Conference on Embedded Computer Systems: Architectures, Modeling, and Simulation (SAMOS). IEEE, 2017. S. 20-29.
- [6] HAMANN, C. H.; VIELSTICH, W.; "Elektrochemie"; 4. Auflage, ISBN: 978-3-527-31068-5, Wiley-VCH, Weinheim
- [7] BERGVELD, P., et al. How electrical and chemical requirements for REFETs may coincide. Sensors and Actuators, 1989, 18. Jg., Nr. 3-4, S. 309-327.
- [8] HUEBER, J. "Hier kommt Farbe ins Spiel", Elektronik in der Automation, Ausgabe 2/2015, S. 50 – 53
- [9] PÜGNER, T., et al. Near-infrared grating spectrometer for mobile phone applications. Applied spectroscopy, 2016, 70. Jg., Nr. 5, S. 734-745.
- [10] GRÜGER, Heinrich; KNOBBE, Jens; PÜGNER, Tino. MEMS based NIR spectrometer with extended spectral range. In: MOEMS and Miniaturized Systems XVIII. SPIE, 2019. S. 45-54.
- [11] HINTSCHICH, S. I., et al. MEMS-based miniature near-infrared spectrometer for application in environmental and food monitoring. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2014, 7. Jg., Nr. 5, S. 1-5.
- [12] REINIG, P., et al. SmartNIR-Development of a highly miniaturised NIR-spectrometer for integration into mobile devices. In: MikroSystemTechnik Congress 2021; Congress. VDE, 2021. S. 1-4.
- [13] BRENNER, K. et al. Advances in capacitive micromachined ultrasonic transducers. *Micromachines*, 2019, 10. Jg., Nr. 2, S. 152.
- [14] ELSÄESSER, L., et al. Stress controlled CMUT fabrication based on a CMOS compatible sacrificial release process. In: 2015 Symposium on Design, Test, Integration and Packaging of MEMS/MOEMS (DTIP). IEEE, 2015. S. 1-4.
- [15] KLEMM, M., et al. Performance assessment of CMUT arrays based on electrical impedance test results. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2015, 24. Jg., Nr. 6, S. 1848-1855.
- [16] KOCH, S.G. et al., „Kapazitive mikromechanische Ultraschallwandler (CMUT) für die zerstörungsfreie Prüfung und Überwachung“ in MikroSystemTechnik Kongress, München, 2017, S. 735–738.
- [17] KRENKEL, M., et al. CMUT with mechanically coupled plate actuators. In: 2018 19th International Conference on Thermal, Mechanical and Multi-Physics Simulation and Experiments in Microelectronics and Microsystems (EuroSimE). IEEE, 2018. S. 1-8.
- [18] ELSÄESSER, L.; KLEMM, M.; KUPNIK, M.; UNAMUNO, A.; UNGER, A. "Sound transducer array comprising coupled transducers," WO16146467A1 WO2016EP55091, Sep 22, 2016.
- [19] FRIEDRICH, M.; UNAMUNO, A. "Verfahren zum Herstellen eines kapazitiven Ultraschallwandlers und Anordnung einer Mehrzahl von kapazitiven Ultraschallwandlern," DE 10 2013 223 695 B4, Mai 21, 2015.
- [20] Klemm, M.; UNAMUNO, A. "Vorrichtung, verfahren und System zum Prüfen eines Schallwandlers," DE102015206225 A1 DE201510206225, Okt 13, 2016.
- [21] KRENKEL, M. *Mechanisch gekoppelte mikroelektromechanische Ultraschallwandler*. TUDpress, 2020.
- [22] HOGG, T.; HUBERMAN, B. A. Artificial intelligence and large scale computation: A physics perspective. Physics Reports, 1987, 156. Jg., Nr. 5, S. 227-310.
- [23] MENG, T.; JING, X.; YAN, Z.; PERDRYCYZ, W. "A survey on machine learning for data fusion," Information Fusion, Nr. 57, S. 115-129, 2020.
- [24] KHALEGHI, B., et al. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art. Information fusion, 2013, 14. Jg., Nr. 1, S. 28-44.
- [25] GIACINTO, G.; ROLI, Fabio; DIDACI, Luca. Fusion of multiple classifiers for intrusion detection in computer networks. Pattern recognition letters, 2003, 24. Jg., Nr. 12, S. 1795-1803.
- [26] BANERJEE, T. P.; DAS, Swagatam. Multi-sensor data fusion using support vector machine for motor fault detection. Information Sciences, 2012, 217. Jg., S. 96-107.
- [27] CHALLA, S.; PALANISWAMI, M.; SHILTON, Alistair. Distributed data fusion using support vector machines. In: Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion. FUSION 2002.(IEEE Cat. No. 02EX5997). IEEE, 2002. S. 881-885.
- [28] MUZAMMAL, M., et al. A multi-sensor data fusion enabled ensemble approach for medical data from body sensor networks. Information Fusion, 2020, 53. Jg., S. 155-164.
- [29] DIEZ-OLIVAN, Alberto, et al. Data fusion and machine learning for industrial prognosis: Trends and perspectives towards Industry 4.0. Information Fusion, 2019, 50. Jg., S. 92-111.
- [30] WHITE, F. E. "Data Fusion Lexicon," Joint Directors of Laboratories, USA, San Diego 1991.
- [31] Reinig, P. Novel applications of photonic micro sensor systems - Real-world examples from plastics recycling to burglary monitoring, Sensors Expo & Conference, San Jose (CA), 2016.

Danksagung

Diese Veröffentlichung wurde teilweise gefördert durch das BMBF im Rahmen des Projekts iCampus Cottbus (Förderkennzeichen 16ES1128K), sowie im Rahmen der Internen Programm der Fraunhofer-Gesellschaft, Fördernummer MEF 838 780. Wir danken den Kollegen Julius Krause und Robin Gruna vom Fraunhofer IOSB in Karlsruhe für die Kooperation im Bereich der Software.