



**Drahtlose Sensornetze
zur Erfassung des Blattflächenindex
in der Präzisionslandwirtschaft**

D i s s e r t a t i o n

zur Erlangung des Doktorgrades (Dr. rer. nat.)
des Fachbereichs Mathematik/Informatik
der Universität Osnabrück

vorgelegt von
Jan Bauer

Oktober 2019

1. Gutachter: Prof. Dr. rer. nat. Nils Aschenbruck
Universität Osnabrück

2. Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Lars Wolf
Technische Universität Braunschweig

Vorgelegt am 7. Oktober 2019

Verteidigt am 12. Dezember 2019

Kurzfassung

Die kontinuierliche Überwachung von Pflanzenparametern spielt eine wichtige Rolle in der Präzisionslandwirtschaft. Als in situ Monitoring-Systeme erscheinen drahtlose Sensornetzwerke (engl. Wireless Sensor Networks (WSNs)) geeignet, um den Zustand von Kulturpflanzen zu erfassen und diesen in stets aktuelle Parameterkarten zu transformieren. Derartige Karten können potenzielle wachstums- und ertragsmindernde Faktoren frühzeitig identifizieren und Entscheidungshilfen geben, die zu einer ortsdifferenzierten, zielgerichteten und nachhaltigen Bewirtschaftung landwirtschaftlicher Produktionsflächen beitragen.

Die vorliegende kumulative Dissertation beschäftigt sich in diesem Zusammenhang mit der automatisierten und kosteneffizienten in situ Erfassung eines wichtigen Pflanzenparameters, dem sogenannten Blattflächenindex (engl. Leaf Area Index (LAI)). Mittels handelsüblicher WSN-Hardware wird zunächst ein kostengünstiger Sensor-Prototyp für eine passive, transmissionsbasierte LAI-Erfassung konzipiert und, begleitet durch Feldkampagnen, experimentell weiterentwickelt. Im Verlauf der Arbeit wird eine auf die spezielle Anwendung zugeschnittene Netzwerkarchitektur entworfen, die den Prototypen in ein ganzheitliches Langzeit-Monitoring-System überführt. Durch exemplarisch realisierte Deployments an zwei unterschiedlichen Standorten und den daraus erfassten empirischen Datensätzen wird das Potenzial drahtloser Sensornetzwerke für eine kontinuierliche und zeitlich hochauflösende LAI-Erfassung analysiert. Dabei werden effektive Methoden zur Prozessierung und Filterung von in situ Sensordaten entwickelt und untersucht, inwieweit diese die Qualität der abgeleiteten LAI-Schätzung verbessern. Ein Schwerpunkt der empirischen Potenzialanalyse liegt dabei auf der differenzierten Erfassung von sortenspezifischen und trockenstressbedingten Veränderungen. Weiterhin wird der Einfluss von Umwelt und Vegetation auf die Qualität drahtloser Verbindungen in landwirtschaftlichen WSN-Deployments betrachtet. Basierend auf dem empirischen Datensatz wird gezeigt, dass das Pflanzenwachstum die Qualität exemplarischer Verbindungen beeinträchtigt. Aus dieser Beobachtung wird ein Modell für ein signalstärkebasiertes Pflanzen-Monitoring abgeleitet und die generelle Machbarkeit dieses neuartigen Ansatzes untersucht.

Abstract

The continuous monitoring of plant parameters plays an important role in Precision Agriculture. Wireless Sensor Networks (WSNs) appear to be suitable for in situ monitoring systems to record the condition of cultivated plants and transforming it into up-to-date parameter maps. Such maps can identify potential growth- and yield-reducing factors at an early stage and enable decision support that contributes to a site-specific, targeted, and sustainable management of agricultural fields.

In this context, this cumulative dissertation deals with the automated monitoring and cost-efficient in situ assessment of an important plant parameter, the Leaf Area Index (LAI). Using commercially available WSN hardware, a low-cost sensor prototype for a passive, transmission-based LAI assessment is designed and, accompanied by field campaigns, experimentally improved. A network architecture tailored to the specific application is designed, which transfers the prototype into a holistic long-term monitoring system. The potential of WSNs for a continuous and temporally high-resolution LAI acquisition is analyzed by exemplarily realized deployments at two different locations and the empirical data sets collected from these deployments. Effective methods for processing and filtering of in-situ sensor data are developed and investigated to what extent they improve the quality of the derived LAI estimation. One focus of the empirical potential analysis is the differentiated assessment of cultivar-specific and drought-stress related changes. Furthermore, the influence of environment and vegetation on the quality of wireless links in agricultural WSN deployments is considered. Based on the empirical data, it is shown that plant growth affects the quality of exemplary links. From this observation, a model for signal strength-based crop monitoring is derived and the general feasibility of this novel approach is investigated.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation und Ziel	1
1.2	Wissenschaftliche Beiträge	4
1.3	Gliederung	4
2	Grundlagen und Stand der Forschung	5
2.1	Biophysikalisches Pflanzen-Monitoring	5
2.1.1	Der Leaf Area Index	6
2.2	Stand der Forschung	11
2.3	Zielsetzung der Dissertation	16
3	Sensornetz-gestützte Erfassung des Blattflächenindex	17
3.1	Einleitung	17
3.2	Sensor-Entwicklung, Machbarkeits- und Potenzialanalyse	20
3.2.1	Potenzialanalyse von COTS WSN-Hardware und erste Feldtests	20
3.2.2	Sukzessive Weiterentwicklung des Sensors	21
3.3	Langzeit-Sensornetz-Deployment	25
3.4	Datenverarbeitung, -analyse und Modellierung	28
3.4.1	Potenzial transmissionsbasierter Langzeit-LAI-Erfassung	29
3.4.2	Signalstärkebasiertes Pflanzen-Monitoring	31
4	Fazit und Ausblick	35
5	Publikationen	39
5.1	Poster: Towards in-situ Sensor Network assisted Remote Sensing of Crop Parameters	39
5.2	Paper 1: On the Potential of Wireless Sensor Networks for the In-Field Assessment of Bio-Physical Crop Parameters	41
5.3	Article 1: On the Potential of Wireless Sensor Networks for the In-Situ Assessment of Crop Leaf Area Index	43
5.4	Paper 2: Smart fLAIr: a Smartphone Application for Fast LAI Retrieval using Ambient Light Sensors	45
5.5	Paper 3: Design and Implementation of an Agricultural Monitoring System for Smart Farming	47
5.6	Article 2: Processing and Filtering of Leaf Area Index Time Series Assessed by In-Situ Wireless Sensor Networks	49
5.7	Article 3: Towards a low-cost RSSI-based Crop Monitoring	51

Abkürzungsverzeichnisse	53
Eigene Publikationsliste	57
Publikationen im Rahmen der Dissertation	57
Weitere eigene Publikationen	57
Literaturverzeichnis	61

1 Einleitung

Die vorliegende kumulative Dissertation betrachtet das Problem der differenzierten, kontinuierlichen Langzeiterfassung des Blattflächenindex mittels drahtloser Sensornetzwerke in der Präzisionslandwirtschaft. Sie stellt das Rahmenwerk dar, das die inhaltliche Entwicklung der Forschungsaktivität und der daraus entstandenen ausgewählten Publikationen zusammenfasst. Zu Beginn wird in diesem Kapitel das Themenfeld der Dissertation motiviert und daraus die Kernzielsetzung der Arbeit abgeleitet (Abschnitt 1.1). Darüber hinaus werden die wesentlichen eigenen Beiträge zu diesem Themenfeld zusammengefasst (Abschnitt 1.2) und abschließend die Gliederung des weiteren Verlaufs der Arbeit beschrieben (Abschnitt 1.3).

1.1 Motivation und Ziel

Der Anstieg der Weltbevölkerung und der damit einhergehende steigende Nahrungsbedarf stellt ernste Herausforderungen an die globale Landwirtschaft, die durch den Klimawandel und seine Auswirkungen weiter verschärft werden. Die Food and Agriculture Organization (FAO) prognostiziert bis zum Jahr 2050 einen signifikanten Anstieg der globalen Bevölkerung, der ein Wachstum der Nahrungsmittelproduktion von 70 % erfordert [FAO, 2009]. In einigen Regionen wird zudem die Wasserknappheit steigen, während sich gleichzeitig die landwirtschaftliche Nutzfläche durch Dürren verringern wird. So ist zu erwarten, dass Anpassungen der ackerbaulichen Praktiken zwingend notwendig werden, aber auch die züchterische Anpassung von Kulturpflanzen an sich ständig ändernde Klimaeinflüsse, steigende Temperaturen, seltenere Niederschläge und unberechenbare Wetterextreme. Die Europäische Kommission hat daher in einem Abschlussdokument zur Langzeitstrategie für die EU-Agrarforschung und -innovation [EC, 2016] ein nachhaltiges Ressourcenmanagement zu einer strategischen Priorität in der Landwirtschaft erklärt. Innovationen in der **Präzisionslandwirtschaft** (engl. Precision Agriculture) können dazu, auch im Hinblick auf die genannten Herausforderungen, einen wesentlichen Beitrag leisten [McEldowney, 2019].

Die Präzisionslandwirtschaft ist ein Managementkonzept in der modernen Landwirtschaft mit den erfolgreichsten Anwendungen im Ackerbau. Sie beruht auf der präzisen, ortsdifferenzierten Beobachtung landwirtschaftlicher Produktionsflächen und deren teilflächen-spezifischen Variabilitäten, sowie einer darauf effektiv reagierenden Bewirtschaftung. Das Hauptziel der Präzisionslandwirtschaft lässt sich definieren als die Anwendung der *richtigen Behandlung* landwirtschaftlicher Flächen am *richtigen Ort* und zur *richtigen Zeit* [Gebbers und Adamchuk, 2010]. Durch ortsdifferenzierte und zielgerichtete Verfahren zur optimalen

Nutzung soll die Produktivität gesteigert werden, indem Erträge optimiert und eingesetzte Ressourcen gleichzeitig reduziert werden [Whelan und Taylor, 2013], [Auernhammer, 2001], [Cox, 2002]. Damit trägt die Präzisionslandwirtschaft signifikant zum übergeordneten Ziel, der landwirtschaftlichen Nachhaltigkeit, bei [Zarco-Tejada et al., 2014]. Ermöglicht wird diese durch Global Navigation Satellite System(GNSS)-gestützte Positionierungssysteme, gemeinsam mit modernen Informations-, Sensor- und Kommunikationstechnologien sowie durch Unterstützung von drohnen- und satellitenbasierter Fernerkundung. Ihre Haupttreiber sind optimierte Maschinen mit Lenksystemen oder vollautonomer Führung, proximalen Sensoren, Telemetriesystemen, automatischer Maschineneinstellungen und automatisierter Ertragskartierung [Zarco-Tejada et al., 2014] bis hin zu vollautonomen Feldrobotern [Ruckelshausen et al., 2009]. Darüber hinaus lassen sich durch die Integration dieser Maschinen und erfasster Feldinformationen in Farm Management Information Systems (FMISs) landwirtschaftliche Prozesse optimieren [Nikkilä et al., 2010], [Fountas et al., 2015]. So werden Anwendungen wie das bodenschonende Controlled Traffic Farming (CTF) zur permanenten Nutzung festgelegter Fahrspuren unterstützt. Durch die Variable Rate Technology (VRT) lässt sich zudem eine präzise Aussaat zur Optimierung der Pflanzendichte planen und eine teilflächenspezifische, variable Ausbringung von Pestiziden und Nährstoffen realisieren, welche zu Kosteneinsparungen und einer Verringerung der Umweltbelastung führt [Zarco-Tejada et al., 2014].

Die steigende Vernetzung von landwirtschaftlichem Equipment, Ressourcen und Infrastruktur, von den genannten Maschinen bis hin zu Bewässerungs-, Silo- oder Stallanlagen, die Einbeziehung moderner, über terrestrische Mobilfunkinfrastruktur (engl. Public Land Mobile Network (PLMN)) verbundene Kommunikationsgeräte (vgl. [Own14]), wie Smartphones und Tablets, und die Anbindung der vernetzten Geräte an das *Internet der Dinge* (engl. Internet of Things (IoT)) [ITU-T, 2012] [Jayaraman et al., 2016], [Khanna und Kaur, 2019] erweitert die Präzisionslandwirtschaft maßgeblich. Sie verbessert die ständige und ubiquitäre Verfügbarkeit von betrieblichen und betriebsübergreifenden Informationen entlang der gesamten Wertschöpfungskette. Diese Erweiterung durch innovative Kommunikations- und IT-Technologien prägt das sogenannten **Smart Farming**, das in Anlehnung an die Industrie 4.0 gelegentlich auch als Landwirtschaft 4.0 bezeichnet wird [Garbers, 2014], [Giesler, 2018]. Smart Farming umfasst insbesondere die Nutzung von Echtzeitsensorik zur Entscheidungsunterstützung. In diesem Zusammenhang wurde beispielsweise mit FarmBeats [Vasisht et al., 2017] eine landwirtschaftliche IoT-Plattform realisiert, die unterschiedliche Technologien, wie die sensorgestützte in situ Datenerfassung, eine Cloud-Infrastruktur und drohnenbasierte Fernerkundung vereint. Neben dem enormen Potenzial von Smart Farming und seinen Chancen für eine nachhaltigere Landwirtschaft, ergeben sich jedoch auch im landwirtschaftlichen Sektor neue sicherheitsrelevante und datenschutzrechtliche Risiken, insbesondere hinsichtlich der Datenhoheit, des Schutzes personenbezogener Daten und der Privatsphäre von Arbeitnehmern, vgl. [Vogel und Klaus, 2019] und [Own17, Own18].

Ein wesentliches Fundament für die Präzisionslandwirtschaft im Allgemeinen und Smart Farming im Besonderen ist die **Erfassung von Variabilitäten im Pflanzenbestand**. Diese Erfassung ist die Voraussetzung für das Site-Specific Crop Management (SSCM), d.h. für die teilflächenspezifische Anpassung der Ressourcenverwendung und agronomischer Praktiken zur besseren Abstimmung von Boden- und Pflanzenbedarfen [Whelan und Taylor,

2013]. Um eine automatisierte, kontinuierliche und räumlich hochauflösende Erfassung und Überwachung der Variabilität im Feld zu erreichen, muss neben der Expertise aus der Landwirtschaft und dem Pflanzenbau auch die Forschung anderer Domänen zielgerichtet mit eingebracht werden.

Drahtlose Sensornetzwerke (engl. Wireless Sensor Networks (WSNs)) [Akyildiz et al., 2002] bestehen typischerweise aus einer Vielzahl geographisch verteilter, miteinander vernetzter Sensoren und erscheinen als besonders geeignet für den Zweck einer solchen Erfassung von Feldvariabilitäten und der Überwachung der Pflanzenentwicklung. Von der Forschung wurde dies bereits seit mehr als einem Jahrzehnt erkannt [Burrell et al., 2004], [Wang et al., 2006], [Rehman et al., 2014], [Ojha et al., 2015]. Ein erstes Pilot-WSN zur Überwachung von Kartoffelpflanzen in einem Versuchsfeld wurde bereits 2006 bei Wageningen ausgebracht [Langendoen et al., 2006]. Dazu wurden mikroklimatologische Bedingungen im Pflanzenbestand erfasst, die eine Pilzerkrankung der Pflanzen hervorrufen können. In späteren WSN-Installationen, in der Literatur wie auch im Folgenden als (WSN-)Deployment bezeichnet, werden neben dem Mikroklima und Bodeneigenschaften zunehmend auch direkte Pflanzenparameter durch Sensornetztechnologie erhoben und dabei vielversprechende Ergebnisse erzielt, vgl. [Yuan et al., 2009], [Qu et al., 2014c].

Die primäre Aufgabe der WSNs ist stets das *Sensing*, also das Erfassen physikalisch messbarer Parameter, in unmittelbarer Umgebung der Sensoren, bzw. der sogenannten Sensorknoten. WSNs werden in der Regel für ein möglichst autarkes und unbeaufsichtigtes Deployment entwickelt und meist auf einen speziellen Anwendungszweck zugeschnitten, um die Hardware der eingesetzten Sensorknoten stärker hinsichtlich der Kosten- und Energieeffizienz zu optimieren. Typische Anwendungsgebiete von WSNs reichen von der Überwachung industrieller Prozesse, der Statik von Gebäuden, Brücken und Dämmen, des Zugangs zu sicherheitskritischer Infrastruktur [Akyildiz et al., 2002], [Baronti et al., 2007] bis zum Monitoring von Boden-, Pflanzen und Umgebungseigenschaften im landwirtschaftlichen Kontext [Rehman et al., 2014], [Ojha et al., 2015]. Darüber hinaus bilden WSNs einen integralen Bestandteil des IoT im Rahmen von Smart Industry und Smart Grid bis hin zu Applikationen in der Home Automation [Khanna und Kaur, 2019].

Charakteristischerweise bestehen einzelne Sensorknoten aus sehr kostengünstigen (low-cost) Hardware-Komponenten. So verfügen sie im Allgemeinen lediglich über sehr begrenzte Rechen-, Speicher- und Netzwerkkapazitäten und eingeschränkte Energiequellen. Die Sensoren der typischerweise batteriebetriebenen Sensorknoten erreichen zudem oft nur eine begrenzte Genauigkeit. Diese kann jedoch durch die Vielzahl kooperierender Sensorknoten kompensiert werden. Denn die von unterschiedlichen Sensoren erfassten Sensordaten werden im gesamten WSN gesammelt, aggregiert und weitergeleitet, meist an eine zentrale Instanz, welche diese Daten verarbeitet, fusioniert und auswertet. So bieten WSNs schließlich das Potenzial, durch den unbeaufsichtigten, automatisierten Langzeitbetrieb kontinuierlich aktuelle Informationen mit hoher zeitlicher- sowie räumlicher Auflösung zu liefern.

Das Zusammenbringen von WSNs und den Anwendungen und Bedarfen in der modernen Präzisionslandwirtschaft ist ein hochaktuelles Forschungsthema mit hoher Relevanz und steigender Beachtung. In diesem Umfeld ist das **Kernziel** der vorliegenden Dissertation die Entwicklung und Erprobung einer kostengünstigen, automatisierten, kontinuierlichen WSN-gestützten Erfassung des **Blattflächenindex** (engl. Leaf Area Index (LAI)), einem

wichtigen agronomischen Schlüsselparameter. Die WSN-gestützte Erfassung soll das Erstellen von LAI-Zeitreihen zur Beurteilung der Pflanzenentwicklung ermöglichen. Gleichzeitig soll sie den Arbeits- und Kostenaufwand der herkömmlichen, manuell ausgeführten Erfassung signifikant reduzieren und langfristig die Validierung von Parameterkarten aus der Fernerkundung ermöglichen.

1.2 Wissenschaftliche Beiträge

Die in dieser kumulativen Dissertation geleisteten wissenschaftlichen Beiträge lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- Experimentelle Entwicklung eines kosteneffizienten Sensors für die differenzierte in situ Erfassung des LAI, basierend auf kostengünstiger, handelsüblicher (engl. commercial off-the-shelf (COTS)) Hardware.
- Entwurf und prototypische Realisierung eines WSN-gestützten Langzeit-Monitoring-Systems.
- Empirische Erprobung des realisierten Systems in Feldversuchen.
- Entwicklung effektiver Methoden zur Prozessierung und Filterung erfasster Felddaten.
- Durchführung komparativer Analysen zur empirischen Potenzialuntersuchung.
- Konzeption und Potenzialanalyse eines neuartigen, komplementären Ansatzes für ein signalstärkebasiertes LAI-Monitoring.

1.3 Gliederung

Der erste Teil der vorliegende Arbeit beschreibt das Rahmenwerk der kumulativen Dissertation. Dieser ist wie folgt gegliedert. In Kapitel 2 wird zunächst eine Einleitung in das Themenfeld der Arbeit gegeben und ein kurzer Überblick über Methodiken zur LAI-Erfassung geschaffen. Dabei erfolgt eine Einordnung der Ziele und Beiträge der Arbeit in den aktuellen Stand der Forschung bezüglich der in situ LAI-Erfassung. Daraufhin werden in Kapitel 3 die Kernbeiträge der in die Dissertation eingeflossenen Publikationen vorgestellt. Beginnend mit einer Übersicht, welche die Zusammenhänge einzelner Schwerpunkte visualisiert, werden anschließend, gebündelt in drei Schwerpunkte, sukzessive deren wissenschaftliche Beiträge und Forschungsergebnisse vorgestellt. Abschließend erfolgt in Kapitel 4 ein Gesamtfazit und ein Ausblick auf potenzielle zukünftige Arbeiten. Im zweiten Teil der Arbeit (Kapitel 5) sind schließlich die im Themenfeld der Arbeit entstandenen eigenen Beiträge in *inhaltlicher* Reihenfolge (entsprechend Kapitel 3) aufgeführt.

2 Grundlagen und Stand der Forschung

Im Folgenden wird eine Einführung in das Themengebiet der Dissertation gegeben. Zu Beginn wird dazu in den Bereich des biophysikalischen Pflanzen-Monitorings eingeführt (Abschnitt 2.1) und der Leaf Area Index (LAI) als zentraler Pflanzenparameter vorgestellt. Anschließend werden bestehende Ansätze der LAI-Erfassung diskutiert und entsprechend ihrer Methodik klassifiziert. Danach wird auf den aktuellen Stand der Technik und Forschung im Bereich der WSN-gestützten LAI-Erfassung eingegangen (Abschnitt 2.2), bevor abschließend die Ziele der Dissertation herausgestellt werden (Abschnitt 2.3).

2.1 Biophysikalisches Pflanzen-Monitoring

Das Monitoring von biochemischen und -physikalischen Pflanzenparametern ermöglicht das Erstellen von spatio-temporalen Parameterkarten. Dadurch trägt es zu einem Situationsbewusstsein und, im landwirtschaftlichen Kontext, daraus abgeleiteter Entscheidungshilfen für ein optimiertes Anbaumanagement bei. Der Fokus des Pflanzen-Monitorings liegt in der vorliegenden Arbeit auf ackerbaulichen Kulturpflanzen. Im Rahmen eines Site-Specific Crop Managements dienen hier Parameterkarten zur VRT-Prozessoptimierung, wie dem präzisen Ausbringen von Düngung und Pflanzenschutz oder der Einzelkornsätechnik bis hin zu Optimierungen von Ernteprozessen. Das Monitoring von Pflanzenparametern hat außerdem eine hohe Relevanz in vielen wissenschaftlichen Bereichen, in denen Forscher am Wachstum der Pflanzen, deren Phänologie, und der Erkennung von Pflanzenstress oder -krankheiten interessiert sind. Hier ist zudem häufig eine höhere spatio-temporale Auflösung erforderlich, die existierende Ansätze meist nur unzureichend bieten.

Zur Charakterisierung von Pflanzen und zum Überwachen des vegetativen Wachstums und der Vitalität einer Pflanze existieren diverse Parameter, die in der Präzisionslandwirtschaft auch zur Ertragsmodellierung und zur Feldphänotypisierung dienen. Dazu zählen die Pflanzenhöhe oder die Wurzeltiefe, aber auch komplexere Parameter wie die stehende oder trockene Biomasse und der Wasser- oder Chlorophyllgehalt der Vegetation. Hinzu kommen Vegetationsparameter wie der Bedeckungsgrad, der fraction of absorbed Photosynthetically Active Radiation (fPAR), der Plant Area Index (PAI) (vgl. [Asam, 2014], [Tavakoli et al., 2014], [Bréda, 2003], [Boegh et al., 2002]) und allen voran der LAI, die sich mittels physikalischer Modelle aus der charakteristischen Absorption, Reflexion oder Transmission in bestimmten Wellenlängen ableiten lassen [Asner et al., 2003]. Darüber

hinaus sind auch Bodenparameter von Interesse für das landwirtschaftliche Monitoring, wie etwa die Bodenfeuchte und der Nährstoffgehalt [Rehman et al., 2014], [Weltzien und Gebbers, 2016].

2.1.1 Der Leaf Area Index

Der LAI ist einer der wichtigsten biophysikalischen Pflanzenparameter [Monsi und Saeki, 2005], [Jonckheere et al., 2004], [Yan et al., 2019] und wurde erstmals von Watson [Watson, 1947] vorgeschlagen. Der Index ist weit verbreitet in Vegetationsstudien und quantifiziert die Blattmasse. Für flachblättrige Vegetation – wie die gängigen ackerbaulichen Fruchtarten – ist der LAI definiert als das **Verhältnis der gesamten einseitigen Blattfläche zur Bodenfläche** (m^2 Blattfläche / m^2 Bodenfläche) und ist damit ein dimensionsloser Index [Chen und Black, 1992], [Jonckheere et al., 2004]. Bei Weizen liegt der zu erwartende maximale LAI beispielsweise in einem Wertebereich von 2 bis 4 [Watson, 1947].

Der LAI ist zudem ein wichtiger Indikator für Pflanzenzustände und wird als integratives Maß für den Einfluss von biotischen und abiotischen Umweltfaktoren in der agronomischen Modellierung verwendet. Der Index lässt Rückschlüsse auf das photosynthetische Potenzial von Pflanzen zu, ihre Transpiration und Interaktion mit der Atmosphäre und ist daher ebenfalls eine Schlüsselvariable in Modellen der Klimatologie, Meteorologie und Ökologie [Bréda, 2003], [Jonckheere et al., 2004], [Confalonieri et al., 2013], [Yan et al., 2019]. Im landwirtschaftlichen Kontext ist der LAI ein essenzieller Parameter in der Ertragsmodellierung [van Ittersum et al., 2003]. Außerdem dient er als Indikator für ertragsmindernde Prozesse, die von Pflanzenkrankheiten und Missmanagement verursacht werden [Carter, 1994]. Daher ist der LAI entscheidend für eine effiziente Teilflächenbewirtschaftung [Tavakoli et al., 2014].

2.1.1.1 Methodische Klassifikation

Zur Erfassung des LAI existiert eine Vielzahl unterschiedlicher Ansätze und Methoden. Die Blattfläche einer Pflanze kann einerseits *direkt* gemessen und in Relation zur Bodenfläche gesetzt werden, andererseits aber auch *indirekt* aus physikalischen Parametern abgeleitet werden, die mit der Blattfläche zusammenhängen¹. Existierende Methoden unterscheiden sich hinsichtlich diverser Kriterien und lassen sich grundlegend in *in situ* Ansätze einteilen, welche proximal, also in unmittelbarer Nähe zur Pflanze, durchgeführt werden, und in Ansätze auf Basis von Fernerkundung. Ein Überblick über die Klassifizierung dieser Methoden und der dazu eingesetzten Technologien ist in Abbildung 2.1 gegeben. Der hervorgehobene Klassifikationszweig kennzeichnet den Bereich der in der vorliegenden Arbeit untersuchten, indirekten, passiven, transmissionsbasierten *in situ* LAI-Erfassung im Kontext des IoT mit Fokus auf WSNs. Bevor in Abschnitt 2.2 detaillierter auf den Stand der Technik und der Forschung in diesem Bereich eingegangen wird, werden zunächst im Folgenden einzelne Methoden kurz vorgestellt und gleichzeitig auf spezifische Vor- und Nachteile eingegangen.

¹Es handelt sich bei der indirekten Erfassung streng genommen um eine LAI-Schätzung, vereinfachend wird jedoch im Rahmen dieser Arbeit überwiegend der Begriff der LAI-Erfassung verwendet.

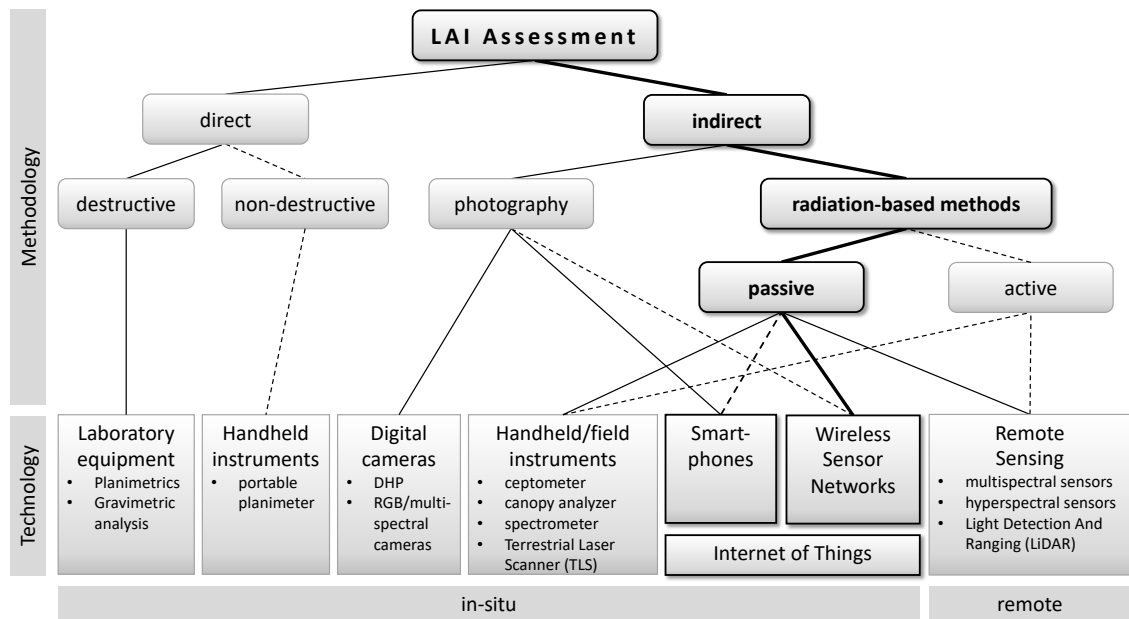


Abbildung 2.1: Klassifikation der Methoden zur LAI-Erfassung und der dazu verwendeten Technologien (nach [Bréda, 2003], [Jonckheere et al., 2004], [Yan et al., 2019], [Fang et al., 2019]). Der hervorgehobene Klassifikationszweig ordnet dabei den Bereich der Dissertation in den Gesamtkontext existierender Methoden. Gestrichelte Kanten symbolisieren die seltenere Anwendung einer Methode bzw. einer Technologie.

Direkte Methoden: Unter der direkten LAI-Erfassung wird im Allgemeinen das *destruktive* Erfassen der Blattfläche verstanden. Bei ackerbaulichen Kulturpflanzen wird dabei in der Regel ein kleiner, repräsentativer Feldausschnitt (Plot) abgeerntet. Unter Laborbedingungen ist es anschließend möglich, mit Planimetern und Blattscannern (bspw. LI-3100C (LI-COR Biosciences, USA)), die Blattfläche nahezu exakt zu bestimmen und sie in Relation zur Bodenfläche des Plots zu setzen. Darüber hinaus können Informationen bezüglich Anzahl, Größe und Form von Blättern gewonnen werden. Jedoch ist das Vermessen einzelner Blätter sehr zeitaufwändig und arbeitsintensiv und daher auf kleine Flächen begrenzt [Bréda, 2003], [Jonckheere et al., 2004], [Confalonieri et al., 2013]. Eine Alternative bieten gravimetrische Methoden, die aus dem Nass- oder Trockengewicht der abgeernteten Blätter den LAI ableiten. Dabei handelt es sich allerdings im eigentlichen Sinne um eine indirekte Methode. Während für ackerbauliche Nutzflächen destruktive Methoden aufgrund ihrer Genauigkeit vor allem zur Kalibrierung und Validierung indirekter Methoden verbreitet sind, sei erwähnt, dass sich diese für Wälder im Allgemeinen nicht anwenden lassen. Stattdessen kommen in der Forstwissenschaft gelegentlich sogenannte Laubfallen zum Einsatz.

Ein offensichtlicher Nachteil destruktiver Methoden ist der invasive Eingriff in den Pflanzenbestand. So lässt sich der LAI einer einzelnen Pflanze nicht mehrfach innerhalb der Vegetationsperiode erheben. Abhilfe schaffen portable Blattscanner (bspw. LI-3000C (LI-COR)), die als mobile Handgeräte zur *nicht-destruktiven* Messung der Blattfläche im Bestand verwendbar sind, jedoch nur selten eingesetzt werden.

Herkömmliche indirekte in situ Methoden: Indirekte Methoden zur LAI-Erfassung liefern einen Schätzwert für den tatsächlichen LAI, den sie aus verwandten Größen ableiten, die mit dem LAI korrelieren. Dazu werden in der Praxis unterschiedliche Verfahren und Instrumente eingesetzt. Etabliert haben sich in den letzten Jahrzehnten optische Spezialinstrumente, wie Ceptometer (bspw. AccuPARLP-80 (METER Group, USA) und SS1 SunScan (Delta-T Devices, UK)) oder Plant Canopy Analyzer (wie die LAI-2000-Produktfamilie (LI-COR)). Das grundlegende Prinzip dieser Instrumente ist die indirekte, radiation-basierte Ableitung des LAI durch passive Messung der **Transmission** der Solareinstrahlung im Photosynthetisch Aktive Radiation (PAR)-Spektrum. Dazu wird das von der Pflanzendecke transmittierte Licht im Bestand der unbeschatteten Sonneneinstrahlung als Referenz gegenübergestellt. Die Idee dahinter ist recht einfach und beruht auf dem *Lambert-Beer'schen Gesetz*, nach dem eine dichte Pflanzendecke mehr Sonneneinstrahlung absorbiert als eine dünne Pflanzendecke, vgl. [Jonckheere et al., 2004]. Darauf aufbauend gibt es diverse Modelle, die sich bezüglich des Abstraktionsgrads und ihren vereinfachenden Annahmen unterscheiden. Komplexere statistische und probabilistische Modelle beschreiben die Wahrscheinlichkeit, dass ein (Sonnen-)Strahl auf dem Pfad durch die Pflanzendecke kontaktlos auf den Boden trifft. Sie leiten den LAI aus der sogenannten *Gap Fraction* ab, dem Anteil der Lücken im Blätterdach bzw. dem Anteil der vom Boden aus sichtbaren Himmelsfläche. Dagegen stellt das einfache **Monsi-Saeki-Modell** [Monsi und Saeki, 2005] durch Invertierung des exponentiellen Zusammenhangs des *Lambert-Beer'schen Gesetzes* eine simple Alternative dar, die sich sehr gut für die transmissionsbasierte LAI-Erfassung durch zwei PAR-Sensoren (über und unter der Pflanzendecke) eignet. Nach diesem Modell kann der LAI mit folgender Formel geschätzt werden:

$$LAI = -\frac{1}{C} \ln \left(\frac{B}{A} \right). \quad (2.1)$$

Dabei bezeichnet A die oberhalb und B die unterhalb der Pflanzendecke erfasste Transmission. C ist ein korrigierender Faktor, der unter anderem von optischen Pflanzenparametern, der Pflanzenstruktur, der Blattstellung, und dem solaren Einstrahlungswinkel (engl. Solar Zenith Angle (SZA)) während der Messung abhängt. Häufig werden Scattering-Effekte von radiation-basierten Instrumenten nicht erfasst sowie der Einfluss von Blattwinkelverteilungen nur unzureichend. Daher wird empfohlen, diese bei diffusen Lichtverhältnissen einzusetzen [Kobayashi et al., 2013]. Ein inhärenter Nachteil ist außerdem, dass die Instrumente nicht zwischen photosynthetisch aktiven Blättern und anderer Pflanzenelemente differenzieren können [Jonckheere et al., 2004]. Dennoch erzielen diese Instrumente, wie unterschiedliche Vergleichsstudien zeigen [Wilhelm et al., 2000], [Bréda, 2003], [Garrigues et al., 2008], eine im Allgemeinen hinreichende Genauigkeit für viele Anwendungen. Sie sind weit verbreitet und zur LAI-Erfassung wissenschaftlich akzeptiert in unterschiedlichen Disziplinen. Obwohl sie die Nachteile einer destruktiven Messung überwinden, bleibt ihr manueller Einsatz mühsam und zeitaufwendig, sodass weiterhin oft nur wenige punktuelle Messungen ausgeführt werden können. Einen weiteren, detaillierteren Überblick über verschiedene Instrumente und deren Methoden geben [Bréda, 2003], [Weiss et al., 2004], [Jonckheere et al., 2004], [Garrigues et al., 2008], [Yan et al., 2019], [Fang et al., 2019].

Neben den transmissionsbasierten Methoden existieren weiterhin Methoden, welche die von der Pflanze verursachte Reflexion zur LAI-Erfassung nutzen. Das können einerseits Feldspektroradiometer sein, die das Reflexionssignal des Sonnenlichts messen und daher als passiv einzustufen sind, aber auch Terrestrial Laser Scanning (TLS), das Light Detection And Ranging (LiDAR)-Technologie nutzt, um unabhängig von der Umgebungsbeleuchtung mit aktiver Strahlung die Vegetation abzutasten [Yan et al., 2019]. Entsprechende Geräte beider Methoden sind jedoch kostenintensiv und auch weniger portabel als die etablierten optischen Instrumente. In der Praxis werden sie nur sehr vereinzelt eingesetzt.

Der technische Fortschritt **digitaler Photographie** und das Aufkommen immer günstigerer Digitalkameras hat eine ergänzende Methode zur traditionellen LAI-Erfassung durch Spezialinstrumente hervorgebracht und so einen Paradigmenwechsel herbeigeführt [Yin et al., 2019]. Meist sind diese durch in den Zenit gerichtete Kameras mit Weitwinkelobjektiv unter der Blattdecke umgesetzt, teilweise aber auch mit zum Nadir gerichteten Kameras über dem Pflanzenbestand [Li et al., 2015]. Diese Methode wird häufig als Digital Hemispherical Photography (DHP) bezeichnet und ermöglicht, mittels digitaler Bildverarbeitung das Verhältnis von Pflanzen- zu Himmelssegmenten zu bestimmen, woraus sich der LAI indirekt ableiten lässt [Ryu et al., 2012], [Yan et al., 2019]. Diese Alternative liefert vielversprechende Ergebnisse. Sie wird zunehmend häufiger eingesetzt, auch für ein automatisiertes Langzeit-Monitoring [Fang et al., 2018]. Neben den oft niedrigeren Kosten entsprechender Geräte gegenüber optischen Spezialinstrumenten, ist ein entscheidender Vorteil photographiebasierter Methoden, dass keine zusätzliche Referenzmessung über der Pflanzendecke notwendig ist. Aus diesem Grund ist sie die vorherrschende Methode in den Forstwissenschaften. Allerdings erfordert sie häufig eine manuelle Konfiguration und Anpassung an variable Lichtverhältnisse [Jonckheere et al., 2004].

In den letzten Jahren entstanden zudem **Smartphone**-basierte Ansätze zur LAI-Erfassung [Confalonieri et al., 2013], [De Bei et al., 2016], [Qu et al., 2016]. Diese nutzen die integrierte Kamera für eine ähnliche photographiebasierte Schätzung des Pflanzen- bzw. Blattanteils. Die Pflanzendecke wird hier in der Regel ebenfalls von unten photographiert, allerdings ohne zusätzliches Weitwinkelobjektiv. Stattdessen werden die Kameras in einen Zenitwinkel von $57,5^\circ$ geneigt.² Obwohl bereits einige Feldstudien zur Qualität des mittels Smartphone bestimmten LAI durchgeführt wurden (überwiegend in ackerbaulichen Kulturen, bspw. [Francone et al., 2014], [Qu et al., 2017]), erscheinen diese Ansätze gegenwärtig noch nicht ausgereift und werden daher bislang nur im akademischen Umfeld genutzt.

Die Bewertung neuartiger, alternativer Methoden, von TLS- bis hin zu Smartphone-basierten Ansätzen, erfolgt in der Literatur üblicherweise durch empirische Feldstudien. Zur Evaluation werden gelegentlich direkte LAI-Messungen, häufiger aber indirekte Messungen mittels der etablierten optischen Instrumente, herangezogen, vgl. [Ryu et al., 2012], [Confalonieri et al., 2013], [Qu et al., 2014c], [Fang et al., 2018]. Die Kernmetrik der Vergleichsanalyse ist dabei meist das Bestimmtheitsmaß R^2 (der Pearson-Korrelation) zwischen der neuartigen Messreihe und der etablierten Referenz.

² Dieser Winkel ergibt sich aus der *Inclined Point Quadrats* Theorie [Wilson, 1960], die – unter der Annahme gleichverteilter Azimutwinkel aller Blatt-Flächennormalen – analytisch herleitet, dass der Einfluss der Blattstellung (planophil bis erectophil) auf die LAI-Bestimmung bei einem Sicht-Zenitwinkel von $57,5^\circ$ am geringsten ist und einen vernachlässigbaren Fehler verursacht, vgl. [Weiss et al., 2004].

Zusammenfassend lässt sich das Fazit ziehen, dass traditionelle in situ Methoden zwar häufig zuverlässige Ergebnisse liefern, entsprechende Messinstrumente jedoch kostspielig sind und die manuelle Datenerhebung sehr zeitintensiv ist. Zudem werden in der Praxis meist nur zeit- und räumlich punktuelle Messungen erhoben. Ein großflächiges, kontinuierliches Monitoring ist nur bedingt realisierbar bzw. finanzierbar. Wie aus der Klassifikation in Abbildung 2.1 bereits hervorgeht, existieren neben den erwähnten Smartphone-gestützten Ansätzen auch einzelne Methoden, die WSN-Technologie nutzen, um eine dauerhafte LAI-Erfassung zu ermöglichen. Derartige Ansätze, die eng verwandt mit der Zielsetzung der vorliegenden Arbeit sind, und der Stand ihrer Forschung werden im Abschnitt 2.2 detaillierter vorgestellt, nachdem zunächst kurz auf den Bereich der Fernerkundung eingegangen wird.

Indirekte fernerkundliche Methoden: Fernerkundung (engl. Remote Sensing) ist eine Schlüsseltechnologie in der Präzisionslandwirtschaft, die es ermöglicht, teilflächenspezifische Variabilität zu identifizieren und so landwirtschaftliche Entscheidungshilfen zu geben [Boegh et al., 2002], [Jarmer, 2013]. Komplementär zur in situ LAI-Erfassung existieren hier weitere indirekte Methoden, bei denen sowohl *luft-* (mittels unbemannter Luftfahrzeuge (engl. Unmanned Aerial Vehicles (UAVs)) [Yang et al., 2017] oder Flugzeugen [Boegh et al., 2002]) als auch *satellitengestützte* Sensoren [Asner et al., 2003], [Jarmer, 2013] zum Einsatz kommen. Diese generieren räumliche Informationen und bieten die Möglichkeit einer flächendeckenden LAI-Schätzung. Es existieren aktive LiDAR-Systeme – häufiger werden zur Schätzung des LAI jedoch passive, optische Systeme genutzt, welche die von der Oberfläche reflektierte oder abgestrahlte elektromagnetische Strahlung messen und multi- oder hyperspektrale Bilddaten liefern [Yan et al., 2019], [Fang et al., 2019].

Die zeitliche Auflösung von Fernerkundungsdaten hängt von der Frequenz der Überflüge ab und wird darüber hinaus durch meteorologische und atmosphärische Faktoren beeinträchtigt, wie beispielsweise der Bewölkung (vgl. [Kim et al., 2019]) oder zu starkem Wind für den Einsatz von Drohnen. Die räumliche Auflösung der (zur LAI-Schätzung vorwiegend multispektralen) Bilddaten hängt dagegen stark von der eingesetzten Technologie ab. Während luftgestützte Sensoren eine Auflösung in cm-Bereich pro Pixel erreichen (vgl. [Kanning et al., 2018]), ist die Auflösung multispektraler Bilddaten von Satelliten in der Regel deutlich geringer und erstreckt sich über einen Bereich von einigen Metern (RapidEye (6,5 m), Sentinel 2 (10 m), ASTER (15 m), Landsat 8 (30 m)) bis hin zu einem Kilometer (bspw. MODIS). Ferner besteht ein Trade-off zwischen der räumlichen Auflösung und der Frequenz der Überflüge [Asam, 2014], [Yin et al., 2019], die bei Landsat 8 beispielsweise 16 Tage beträgt. Aus diesem Grund werden zur satellitengestützten LAI-Schätzung gelegentlich Bilddaten unterschiedlicher Satellitensysteme kombiniert, um ein Produkt mit höherer Auflösung zu erhalten [Qu et al., 2014c], [Asam, 2014], [Kim et al., 2019], [Yin et al., 2019].

Die Bestimmung von Pflanzenparametern aus Fernerkundungsdaten basiert auf der Analyse spektraler Reflexions- und Absorptionseigenschaften der vegetationsbedeckten Oberfläche. In den letzten Jahren wurden zwei unterschiedliche Methoden entwickelt. Die Inversion physikalisch-basierter Radiative Transfer Models (RTMs) schätzt den LAI basierend auf dem Vergleich von gemessener und simulierter Reflexionsspektren. Dagegen stellen empirisch-statistische Regressionsmodelle einen direkten Zusammenhang zwischen Reflexionsspektren und dem LAI her [Asam, 2014], [Siegmann und Jarmer, 2015], [Fang

et al., 2019]. Insbesondere Spektralkanäle im sichtbaren Rot und nahem Infrarot (NIR) sind für diese Vegetationsanalysen wichtig, werden je nach Pflanzendichte aber auch von bestimmten Bodeneigenschaften beeinflusst [Asner et al., 2003], [Fang et al., 2019]. Ungeachtet des jeweiligen Sensors, benötigt die LAI-Schätzung basierend auf empirisch-statistischen Regressionsmodellen zur Kalibrierung und Validierung verlässliche in situ Daten als Ground Truth [Garrigues et al., 2008], [Asam, 2014], [Jarmer, 2013], [Qu et al., 2014c], [Fang et al., 2019], [Kim et al., 2019]. Diese werden üblicherweise manuelle durch direkte oder (herkömmliche) indirekte Methoden erhoben, was einerseits arbeits- und zeitintensiv ist, andererseits oft nicht synchron zur fernerkundlichen Datenerfassung stattfindet.

2.2 Stand der Forschung

Pionierarbeit im Bereich der landwirtschaftlichen WSNs wurde in [Burrell et al., 2004] und [Langendoen et al., 2006] geleistet, die sich in ihren Anwendungsgebieten und der Betrachtungsperspektive unterscheiden. Beide Arbeiten liefern wertvolle Einsichten in diesen Bereich und identifizierten Forschungsbedarfe. In [Burrell et al., 2004] liegt der Fokus auf dem Weinbau, unter Berücksichtigung von Akteuren der gesamten Wertschöpfungskette. Daran werden exemplarisch die Möglichkeiten aufgezeigt, die WSNs zur Automatisierung und Entscheidungsunterstützung bieten können. Es wird hervorgehoben, dass die zeitliche Anforderung an die Verfügbarkeit von erfassten Daten in landwirtschaftlichen WSNs gegenüber traditionellen Anwendungsgebieten erheblich gelockert ist. Oft sind Latenzen von einigen Stunden bis hin zu Tagen zulässig, wodurch der Einsatz sogenannter *Data Mules* im Rahmen von Delay Tolerant Networking (DTN) vorstellbar ist [Burrell et al., 2004]. Gleichzeitig besteht jedoch die Notwendigkeit einer für den Anwender adäquaten Verarbeitung und Darstellung von Daten.

Während der Fokus von [Burrell et al., 2004] stark auf die Anwendung ausgelegt ist, beziehen sich die Betrachtungen von Langendoen *et al.* auf eine WSN-Entwickler- und Forschungsperspektive. In [Langendoen et al., 2006] wird von vielseitigen technischen Herausforderungen hinsichtlich der Realisierbarkeit von großflächigen Langzeit-Deployments in landwirtschaftlichen Nutzflächen berichtet. Ähnlich motiviert wie das spätere Potato-Net [Kulau et al., 2015], [Hartung et al., 2017], [Gernert et al., 2019] ist das Ziel des in einem Kartoffelfeld ausgebrachten WSN, durch ein Monitoring unterschiedlicher Parameter – wie Temperatur und Luftfeuchtigkeit im Pflanzenbestand – Erkenntnisse beispielsweise über die Anfälligkeit für Pilzbefall und eine Dehydrierung von Kartoffelpflanzen zu gewinnen. Tatsächliche Pflanzenparameter, insbesondere der LAI, werden jedoch nicht untersucht und auch in [Burrell et al., 2004] nicht explizit berücksichtigt.

In [Mo et al., 2009] wird die Eignung von WSNs zur in situ Bestimmung des Kronenschlusses in forstwirtschaftlichen Anwendungen mittels optischer Sensoren auf TelosB-Basis untersucht. Dabei werden auf dem Boden verteilte Sensoren genutzt, um zwischen Licht und Schatten zu differenzieren und daraus die mit der LAI-Erfassung verwandten *Gap Fraction* zu ermitteln (vgl. Kapitel 2.1.1.1). Die Autoren adressieren in ihrem prototypischen Deployment neben der Sensorkalibrierung auch Umwelteinflüsse auf Link-Qualitäten (engl. Link Qualities (LQs)) und auf die WSN-Topologie, sowie die Herausforderung der Energieeffizienz für ein dauerhaftes Monitoring.

Erste Ansätze, die sich der WSN-basierten LAI-Erfassung widmen, wurden in [Yuan et al., 2009] und [Shimojo et al., 2013] vorgestellt. Beide Ansätze basieren auf Transmissionsmessungen mittels COTS WSN-Hardware (MicaZ in [Yuan et al., 2009] und TelosB in [Shimojo et al., 2013]) im Pflanzenbestand und darüber platzierter Referenzsensoren, die in Test-Deployments untersucht wurden. Während der Fokus von [Yuan et al., 2009] auf der Entwicklung und simulativen Evaluation eines iterativen Algorithmus zum großflächigen Ausbringen von Sensoren in landwirtschaftlichen Flächen liegt, erkennt [Shimojo et al., 2013] den Einfluss von direktem und diffusem Sonnenlicht auf die LAI-Schätzung und beschäftigt sich daher mit dem adäquaten Timing der Transmissionsmessungen in Abhängigkeit von den Lichtverhältnissen.

LAINet [Qu et al., 2014b] ist das erste ganzheitliche WSN-System zur automatisierten in situ LAI-Erfassung, das sowohl in einem Nadelwald [Qu et al., 2014b] als auch in Maisfeldern [Qu et al., 2014c] erfolgreich erprobt wurde. Das System basiert auf dem speziell entwickelten, komplexeren Sensorknoten MLAOS (Multi-Point Linear Array of Optical Sensors). Dieser besteht aus einem Array mehrerer PAR-Sensoren, einem optischem Diffusor und einem Bandpass-Filter im roten Spektrum des sichtbaren (engl. visible (VIS)) Lichts [Qu et al., 2014a]. Die Verarbeitung der von LAINet generierten Daten umfasst verschiedene Mittelwertbildungen und eine Aggregation von LAI-Schätzwerten über mehrere Tage. Eine Filterung von Ausreißern oder von durch Umwelteinflüsse verursachtes Rauschen gibt es jedoch nicht.

In [Qu et al., 2014c] werden die in situ LAI-Daten von LAINet dann erstmals mit Fernerkundung kombiniert. LAINet dient hier zur Validierung eines aus MODIS- und ASTER-Datensätzen fusionierten LAI-Produkts, erreicht allerdings nur eine geringe spatio-temporale Auflösung. Diese wurde in beiden jüngeren Arbeiten der Autorengruppe um Yonghua Qu [Yin et al., 2017], [Yin et al., 2019] durch Fusion von MODIS- und Landsat 8-Datensätzen auf 30 m und 8 Tage erhöht, sie verbleiben jedoch auf einem Level, dass für die zielgerichtete Teilflächenbewirtschaftung im Kontext der Präzisionslandwirtschaft nicht völlig ausreichend ist.

Kürzlich wurden zwei weitere LAI-Sensoren vorgestellt, die beide nicht unmittelbar im Bereich drahtloser Sensornetzwerke anzusiedeln sind, jedoch low-cost IoT-Hardwarekomponenten verwenden und daher einen interessanten Ansatz im Kontext der Dissertation darstellen. Auch eine Vernetzung dieser Sensoren ist prinzipiell denkbar. Als erstes ist der vom Institut National de la Recherche Agronomique (INRA) entwickelte Sensor *PASTiS-57* (PAI Autonomous System from Transmittance Sensors at 57°) [Fang et al., 2018], [Brede et al., 2018] zu nennen. Dabei handelt es sich um einen autonomen Datenlogger, der mittels sechs PAR-Sensoren die Transmission im blauen VIS-Spektrum unter-, bzw. als Referenz, oberhalb der Pflanzendecke erfasst, um daraus den LAI abzuleiten. Wie der Name suggeriert sind diese PAR-Sensoren in einem Zenitwinkel von 57° ausgerichtet (vgl. Kapitel 2.1.1.1). *PASTiS-57* wurde sowohl in der Land- [Fang et al., 2018] als auch in der Forstwirtschaft [Brede et al., 2018] im Langzeiteinsatz evaluiert und erzielt in einer Vergleichsanalyse zu etablierten Methoden eine hohe Qualität. Der zweite Sensor ist das kürzlich erschienene *Smart Surface Sensing System (4S)* [Kim et al., 2019], ein multispektrales System das zusätzlich zum LAI weitere Vegetationsparameter erfassen kann. Dazu verfügt der entwickelte Sensor über mehrere PAR-Sensoren im roten, grünen und

blauen VIS-Spektrum sowie im NIR. Darüber hinaus ist eine RGB-Kamera integriert. Die Komplexität des Systems erhöht einerseits die Kosten und den Strombedarf des Systems, andererseits ermöglicht sie aber auch eine GLAI-Korrektur³, indem die Kamera zur Bestimmung des Greenness Index (GI) genutzt wird, d.h. dem Anteil der gelblichen zur aktiven, grünen Blattfläche. Sensordaten werden minütlich erfasst, das tägliche Zeitfenster jedoch (strikt) von 08:00–18:00 Uhr begrenzt, damit ausreichend Solareinstrahlung gewährleistet ist. Um die Beeinträchtigung durch direkte Sonneneinstrahlung zu vermeiden, werden die Sensordaten auf Phasen mit diffusen Lichtverhältnissen beschränkt.

Die Kombination aus DHP und WSNs zur in situ LAI-Erfassung wird in [Li et al., 2015] betrachtet. Die Autoren entwickeln einen neuartigen und komplementären, jedoch sehr komplexen Sensorknoten. Neben einer zur DHP-Methode notwendigen RGB-Kamera besitzt dieser auch ein Global Positioning System (GPS)-Modul sowie weitere Radio-Interfaces für WLAN- und PLMN-Kommunikation, sodass der Sensorknoten zwar vielseitiger, jedoch auch kostspieliger und energieintensiver als konventionelle WSN-Hardware ist. So ist der entwickelte Knoten nicht mehr unmittelbar im eigentlichen Kernbereich der WSNs anzusiedeln, zudem nur in begrenzter Stückzahl einsetzbar und daher konträr zur Zielsetzung der vorliegenden Arbeit zu sehen.

Der Stand der Technik und Forschung im Bereich WSN- bzw. IoT-basierter automatisierter und kontinuierlicher LAI-Erfassung und der hier vorgestellten Arbeiten ist abschließend in der nachfolgenden Tabelle 2.1 zusammengefasst. Diese ist aus [Diss6] übernommen und wurde um die kürzlich erschienene Arbeit [Kim et al., 2019] erweitert. Sie vergleicht die vorgestellten Arbeiten im Hinblick auf (a) realisierte Deployments, (b) entwickelte Sensorik, (c) verwendete Datenprozessierungs- und -filterungsmethoden und (d) ausgeführte Evaluationen. Weitere Details und eine Diskussion bezüglich der verwandten Arbeiten finden sich in [Diss6]. Die Bewertung der jeweils vorgeschlagenen Ansätze erfolgt in der Regel durch eine Vergleichsanalyse zu bestehenden Methoden. Dazu wird neben dem Bestimmtheitsmaß R^2 manchmal auch der Root-Mean-Square Error (RMSE), bzw. der Normalized RMSE (nRMSE) oder der relative Fehler, als Metrik herangezogen, um die Genauigkeit des jeweiligen Ansatzes zu quantifizieren. Ein fairer Vergleich der erreichten Qualität der verwandten Ansätze ist jedoch schwierig, weil, abgesehen von der beobachteten Pflanzenart, in den Studien auch die Stichprobengröße N , also die Anzahl der Vergleichsmessungen (vgl. Tabelle 2.1), und der Wertebereich des erfassten LAI stark divergieren.

Zusammenfassend lässt sich das Fazit ziehen, dass ein WSN-gestütztes Monitoring landwirtschaftlicher Flächen ein recht junges Forschungsfeld darstellt und ein direktes Monitoring von Pflanzen bisher darin eine eher untergeordnete Rolle spielt. Im Gegensatz zur Fernerkundung existieren hier relativ wenige Arbeiten, insbesondere im Bereich der LAI-Erfassung ackerbaulicher Kulturen, was auch die fehlende Erwähnung in entsprechenden Surveys (bspw. [Rehman et al., 2014], [Ojha et al., 2015]) verdeutlicht. Die genannten, kürzlich erschienenen Systeme, PASTiS-57 und 4S, sind bezüglich ihrer Hardware komplexer und damit teurer. Ältere Ansätze wie [Yuan et al., 2009], [Shimojo et al., 2013] nutzen dagegen low-cost WSN-Hardware, wurden jedoch nie im Langzeiteinsatz erprobt. In existierenden Arbeiten

³Der Green LAI (GLAI) bezeichnet den LAI der tatsächlich vorhandenen, photosynthetisch aktiven, grünen Blattmasse, vgl. [Diss6].

ist stets eine strikte, zeitbasierte Sampling-Strategie umgesetzt. Saisonale Veränderungen im Sonnenverlauf werden dabei nicht berücksichtigt. Zudem ist der Einfluss von Wetter- und Umweltfaktoren auf die transmissionsbasierte Erfassung mittels PAR-Sensoren nicht umfassend untersucht und auch das Potenzial der Datenprozessierung und -filterung zur Qualitätsverbesserung erfasster Daten erscheint nicht völlig ausgeschöpft.

Tabelle 2.1: Verwandte Ansätze im Umfeld von WSNs und IoT, darin eingesetzte PAR-Sensorik, Datenverarbeitungs- und -filterungsmethoden und durchgeführte Feldstudien (nach [Diss6], erweitert um 4S [Kim et al., 2019]).

Deployment	Test deployment				Long-term deployment					
	FOCUS	Shimojo	LAINet		PASTiS-57			4S		
	[Yuan et al., 2009]	[Shimojo et al., 2013]	[Qu et al., 2014b]	[Qu et al., 2014c]	[Brede et al., 2018]	[Fang et al., 2018]	[Kim et al., 2019]			
# Sensor nodes (above/below)	1 / 9	1 / 3	1 / 15	3 / 42	1 / 12	1 / 12	3 / 3			
Sampling interval (min)	1	0.5	15	15	1–5	10	1			
Duration	week	week	months	months	seasons	months	months			
Sensor										
Sensors/node	1	1	3 (above) / 9 (below)		6			4		
Diffuser	✗	✓	✓		✗ (restricted field of view)			✓		
Optical filter	✗	✗	red spectrum		blue spectrum			blue spectrum + RGB camera		
Processing & Filtering										
Min. threshold	✗	✗	✗		sample > 0 % [◦]			time-based (08:00–18:00)		
Sensor aggregation	✗	mean*	mean*		✗			✗		
Daily averaging	✗	✗	✓		✓			✓		
Multi-day averaging	Kalman filter	✗	5 or 8 days [◦]		7 days [◦]			✗		
Outlier filter	Median filter (±30 min)	SMA filter (±1 min)	✗		sample < 95 % [•]			✗		
Weather filter	✗	✗	✗		✗			diffuse sky		
Evaluation										
Environment	cropland	cropland	forest	cropland	forest	cropland			cropland	
Species	cotton	tomato	coniferous	maize	beech	maize/soybean			rice	
Validation	✗	destructive	TRAC	LAI-2000	TLS	LAI-2200	DHP	LAI-2200	destructive	
R^2 (N)	✗	0.88 (18); 0.97 (6)	0.81 (10)	0.76 (12)–0.92 (10)	0.98 (21)	0.88 (42)	0.80 (43)	0.71 (14)	<0.71 (9)	

(*: of ground sensors, [◦]: % w.r.t. the sensing range, [•]: % w.r.t. the daily samples, [◊]: mean LAI value of consecutive days)

2.3 Zielsetzung der Dissertation

Das Hauptziel der vorliegenden Dissertation ist die **Entwicklung eines WSN-basierten Ansatzes zur Realisierung eines kontinuierlichen, transmissionsbasierten in situ LAI-Monitorings**, der über den aktuellen Stand der Forschung hinausgeht. Motiviert aus wirtschaftlichen Gesichtspunkten, der beabsichtigten räumlichen Skalierbarkeit sowie der damit einhergehenden Anzahl benötigter Sensoren, soll dabei **kostengünstige COTS Hardware** eingesetzt werden, insbesondere für die genutzte Sensorik. Das Monitoring-System muss einerseits den **Langzeitbetrieb** gewährleisten, um ein Monitoring über die gesamte Wachstumsperiode zu ermöglichen, woraus sich Herausforderungen bezüglich der Energieeffizienz der Sensoren ergeben. Andererseits ist es das Ziel, einen Betrieb mit minimaler Nutzerinteraktion zu entwickeln und das Monitoring-System in das IoT zu integrieren.

Zur langfristig anvisierten Unterstützung fernerkundungsbasierter LAI-Erfassung soll die entwickelte Sensorik eine hinreichende Genauigkeit erzielen. Das Potenzial des entwickelten Ansatzes ist dazu in Feldkampagnen zu erproben. Seine Qualität wird durch **Vergleichsanalysen zu Referenzdaten empirisch untersucht** und hinsichtlich in der Literatur berichteter Ergebnisse bewertet. Ein wesentlicher Schwerpunkt der Feldstudien liegt darauf, die Fähigkeit des Ansatzes zu evaluieren, auch feine, potenziell ertragsmindernde **Unterschiede in der zeitlichen Entwicklung der Blattfläche differenziert erfassen** zu können.

Neben dem obigen Hauptziel gibt es zwei weitere Nebenziele, die in der Arbeit untersucht werden sollen. Zum einen stellt sich die Frage, in wie weit der auf WSN-Technologie aufbauende transmissionsbasierte Ansatz auf die Sensorik aktueller Smartphones übertragbar ist. Es ist zu prüfen, ob transmissionsbasierte Ansätze auch im Umfeld von Smartphones eine sinnvolle Alternative zu bestehenden Applikationen darstellen können. Zum anderen soll durch die Möglichkeit, die das zu entwickelnde Langzeit-Monitoring-System bietet, der **Einfluss von Vegetation auf die Qualitäten drahtloser Links** im WSN untersucht werden. Dieser Einfluss hat große Relevanz für die Netzwerkplanung und für das Positionieren von in situ Sensoren und ist über das konkrete Monitoring-System dieser Dissertation hinaus von dauerhafter Bedeutung für landwirtschaftliche WSNs. Weiterhin soll das Potenzial einer aus diesem vegetativen Einfluss abgeleiteten Idee evaluiert werden, saisonale Veränderungen der **Signalstärken für ein Pflanzen-Monitoring** zu nutzen.

3 Sensornetz-gestützte Erfassung des Blattflächenindex

In diesem Kapitel werden die eigenen Beiträge zum Themengebiet der Dissertation vorgestellt. Dazu wird zunächst ein Überblick über das Gesamtwerk geschaffen und dieses in drei Schwerpunkte untergliedert (Abschnitt 3.1). Anschließend werden die einzelnen Schwerpunkte und die wissenschaftlichen Beiträge der darin enthaltenen Arbeiten herausgestellt (Abschnitt 3.2 – 3.4).

3.1 Einleitung

Die im Rahmen der Dissertationen publizierten Beiträge im Themengebiet der in situ LAI-Erfassung mittels drahtloser Sensornetze zeigen die stetige Weiterentwicklung einer Idee, die 2016 in einem Poster [Diss1] präsentiert wurde. Dieser Beitrag skizziert die langfristige Vision der interdisziplinären Anstrengung im Bereich drahtloser Sensornetze und der Fernerkundung über das eigentliche Promotionsvorhaben hinaus. Er beschreibt das Ziel der Dissertation, ein kostengünstiges in situ WSN zur automatisierten und kontinuierlichen LAI-Erfassung zu entwickeln, um die Nachteile aufwendiger Feldkampagnen zur manuellen LAI-Bestimmung zu überwinden, die zur Kalibrierung und Validierung der Ansätze aus der Fernerkundung unerlässlich sind. Die Fusion von Daten beider Ansätze in einer gemeinsamen, kombinierten LAI-Erfassung ist vielversprechend zur Generierung von Parameterkarten, die auf große landwirtschaftliche Flächen skaliert werden können [Qu et al., 2014c], [Li et al., 2015], [Kim et al., 2019].

Diese langfristige Vision ist durch eine schematische Visualisierung, übernommen aus [Diss1], im oberen Teil der Abbildung 3.1 dargestellt. Die eigenen Beiträge der Dissertation an dieser Vision lassen sich wie in der Abbildung verdeutlicht in drei Schwerpunkte untergliedern, die zugleich die Struktur der folgenden Abschnitte widerspiegelt:

1. Entwicklung eines geeigneten WSN-basierten Sensors für den Zweck der indirekten in situ LAI-Erfassung sowie Durchführung experimenteller Machbarkeits- und Potenzialanalysen (**Kapitel 3.2**),
2. Entwurf und prototypische Realisierung eines Langzeit-Deployments und dessen nahtlose Integration in das IoT (**Kapitel 3.3**) und
3. Analyse der darin gewonnenen Daten, ihrer Verarbeitung und abschließender empirischer Evaluation der entwickelten Technologie (**Kapitel 3.4**).

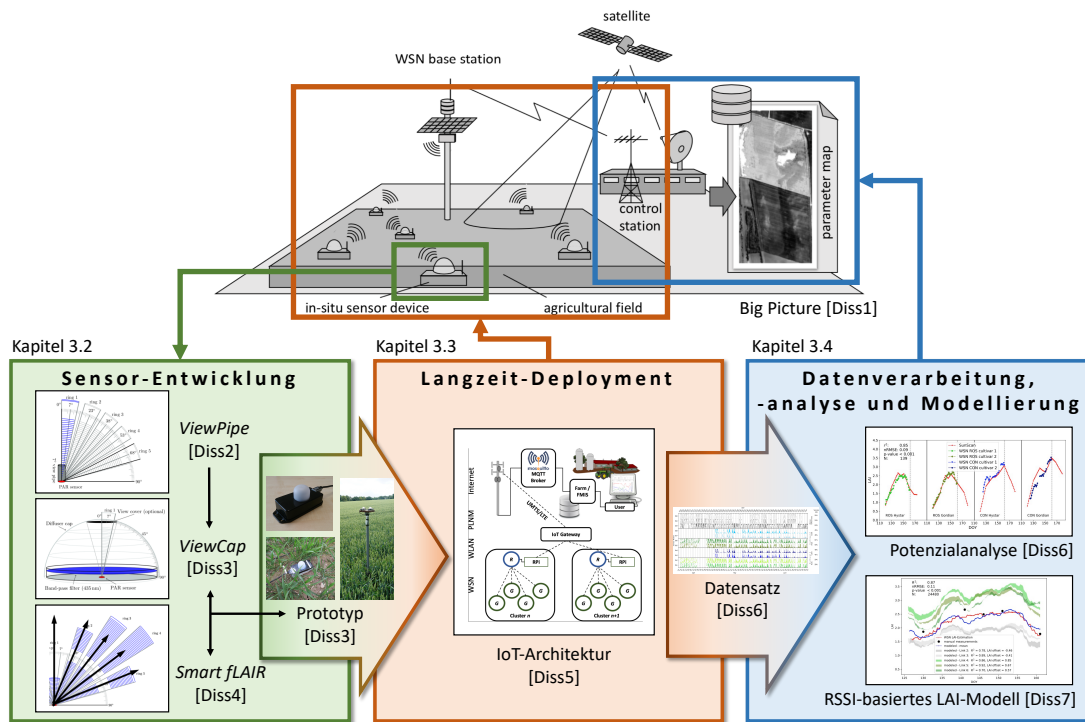


Abbildung 3.1: Übersichtsdiagramm über die drei Schwerpunkte der kumulativen Dissertation als Beitrag zum übergeordneten Ziel der Forschungsaktivität sowie der darin enthaltenen eigenen wissenschaftlichen Beiträge.

Die Dissertation beschränkt sich ausschließlich auf eine LAI-Bestimmung ackerbaulicher Kulturpflanzen. Die forstwirtschaftliche Eignung des entwickelten Ansatzes wird hier nicht untersucht. Die Feldkampagnen und späteren Langzeit-Deployments konzentrieren sich primär auf zwei der weltweit am häufigsten angebauten Getreidearten [FAO, 2019]. Dabei handelt es sich um die Reihenkultur Mais (*Zea mays* L.) und Winterweizen (*Triticum aestivum* L.), der in hohen Saadichten von mehreren Hundert Pflanzen pro Quadratmeter angebaut wird. Diese Getreide unterscheiden sich deutlich in ihrer Pflanzenstruktur, der Blattgeometrie und in der Blattwinkelverteilungen. Die Blätter der Maispflanze sind vorwiegend plagiophil (mittlere Blattstellung), während Winterweizen zu den erectophilen Pflanzen (mit senkrechter Blattstellung) zählt. Daher weisen beide Getreidearten zugleich unterschiedliche Transmissionseigenschaften auf, woraus sich unterschiedliche Szenarien für die Entwicklung des Sensors und dessen sukzessive Erprobung ergeben.

Bei der Entwicklung des Sensors wurden kontinuierlich Feldkampagnen durchgeführt. Ein Überblick über alle im Rahmen der Dissertation geleisteten Kampagnen, die eingesetzte Technologie und die jeweilige Publikation, in der die gesammelten Daten verwendet wurden, ist in Tabelle 3.1 gegeben. Ein analoger Überblick über die im Rahmen der prototypischen Realisierung eines Langzeit-Monitoring-Systems ausgebrachten WSNs findet sich in Tabelle 3.2.

Tabelle 3.1: Durchgeführte Feldkampagnen im Zeitraum von 2013 – 2017.

Jahr	Datum	Kultur	Sensorik		Publikation			
			WSN	Smartphone	2014 [Diss2]	2016 [Diss3]	2016 [Diss4]	2019 [Diss7]
2013	25.07.	Mais	✓		✓			
	31.07.		✓		✓			
	13.09.		✓		✓			
	08.10.		✓		✓			
Sensorerweiterung:			<i>ViewPipe</i>					
2013	17.12.	Sträucher	✓		✓			
2014	31.01.		✓		✓			
Sensorerweiterung:			<i>ViewCap</i>					
2014	18.06.	Sträucher	✓					
	25.06.		✓					
2014	23.07.	Mais	✓			✓		
	06.08.		✓			✓		
	21.08.		✓			✓		
	25.09.		✓	✓		✓	✓	
2014	10.12.	Senf	✓					✓
	18.12.		✓					
2015	12.08.	Mais	✓	✓		✓	✓	
	20.08.		✓	✓		✓	✓	
	09.09.		✓	✓				
	10.09.		✓	✓			✓	
2016	14.06.	Zuckerrübe	✓	✓				
	04.08.		✓	✓				
	23.09.		✓	✓				

Tabelle 3.2: Durchgeführte Deployments im Zeitraum von 2016 – 2017.

Jahr	Zeit- raum	Kultur	Standort	Sensorik		Publikation		
				WSN	Smartphone*	2018 [Diss5]	2019 [Diss6]	2019 [Diss7]
2016	14.04. – 26.06.	Weizen	JKI BS	✓		✓	✓	✓
2016/17	19.10. – 11.01.	Raps		✓		✓		
2017	18.05. – 03.07.	Weizen	HOS Belm	✓	✓	✓		
2017	06.07. – 15.08.	Mais		✓		✓		

(*: begleitende Feldkampagnen)

3.2 Sensor-Entwicklung, Machbarkeits- und Potenzialanalyse

Dieser Abschnitt beschreibt die geleistete experimentelle Entwicklung und Evaluation einer geeigneten in situ Sensorik zur indirekten LAI-Erfassung und dazu durchgeführter punktueller Messkampagnen. Wie die Struktur der nachfolgenden Abschnitte verrät, lassen sich die Arbeiten in zwei Schritte unterteilt. Zunächst werden im Unterabschnitt 3.2.1 Ergebnisse einer ersten Potenzialanalyse der verfügbaren COTS WSN-Hardware vorgestellt. Basierend auf den erzielten Erkenntnissen wird dann im zweiten Unterabschnitt 3.2.2 die sukzessiven Anpassungen und Weiterentwicklungen der Sensorik behandelt, die sich auf mehrere Publikationen erstrecken. Der Schwerpunkt der Sensor-Entwicklung beantwortet dabei folgenden wissenschaftlichen Fragestellungen:

- Sind herkömmliche COTS Sensoren für LAI-Monitoring nutzbar?
- Welche Anpassungen bestehender Sensoren sind notwendig, um vergleichbare Ergebnisse zu kommerziellen, etablierten LAI-Messinstrumenten zu erzielen?
- Lassen sich die Lösungsansätze auf ähnliche Sensoren von Smartphones übertragen? Wie ist die Qualität der erzielten Ergebnisse im Vergleich zu existierenden, komplementären Smartphone-Ansätzen?
- Bietet eine Multipoint-Transmissionsmessung (in unterschiedlichen Zenitwinkeln entsprechend der Fünf-Winkel-Methode) beim Einsatz eines Diffusors einen signifikanten Mehrwert für die LAI-Erfassung?

3.2.1 Potenzialanalyse von COTS WSN-Hardware und erste Feldtests

Eine umfassende Literaturrecherche zu Beginn der eigenen Forschungsaktivitäten im Themenfeld der Dissertation ergab, dass nur sehr wenige und ebenfalls in den Anfängen steckende Arbeiten hinsichtlich WSN-gestützter LAI-Erfassung existierten. Es fehlte an kostengünstigen COTS LAI-Sensorknoten und der automatisierten, zeitlich hochauflösenden Langzeiterfassung durch reale Deployments in der Praxis, vgl. Kapitel 2.2 und [Diss2].

Zur Entwicklung eines indirekten LAI-Sensors boten sich zwei Alternativen: Kamera- bzw. Bildverarbeitungsverfahren und transmissionsbasierte Ansätze, siehe Kapitel 2.1. Die Umsetzung kamerabasierter Verfahren steht im Widerspruch zum Ziel der Dissertation eines kosteneffizienten Sensors, der den wirtschaftlichen Einsatz auch in hoher Stückzahl erlaubt. Digitalkameras sind kostspielig, aber auch energieintensiv. Zudem hängt ihre Qualität stark von der aktuellen Beleuchtung ab, so dass häufig eine manuelle Konfiguration notwendig ist, vgl. Kapitel 2.1. Außerdem ist zu erwarten, dass sich diese im Deployment als fehleranfälliger gegenüber Verschmutzungen herausstellen könnten. Aus diesen Gründen wurde sich für die kostengünstigere Alternative der PAR-Sensoren zur Umsetzung eines transmissionsbasierten Ansatzes entschieden. Gegenüber Digitalkameras sind diese per se energiesparender. Zudem erfordern sie entweder weniger Rechenleistung, sodass die LAI-Berechnung problemlos lokal auf dem Sensorknoten erfolgen kann, oder sie verursachen deutlich weniger Datentransfer im Falle einer ausgelagerten, zentralen Berechnung, was ebenfalls zur einer besseren Energiebilanz beiträgt.

Die Anfänge der eigenen Forschungsaktivität bei der Entwicklung eines transmissionsbasierten COTS LAI-Sensors sind in [Diss2] publiziert. Der theoretische Hintergrund und die auf dem *Monsi-Saeki-Modell* [Monsi und Saeki, 2005] basierte Methodik (siehe Abschnitt 2.1.1.1) sind darin fokussiert dargelegt. Ein ausführlicherer Überblick ist aus dem späteren Journal-Artikel [Diss3] zu entnehmen.

In Vorarbeiten wurden verschiedene verfügbare Sensorplattformen (MicaZ¹, TelosB² und G-Node³) bzw. deren optionale Sensorboards (MTS310, MTS400, GColta) mit unterschiedlichen Arten von Lichtsensoren (Light Dependent Resistors (LDRs) und reaktionsschnellere Photodioden) bezüglich ihrer Tageslichttauglichkeit und der Eignung zur transmissionsbasierten LAI-Erfassung experimentell untersucht. Dabei erwies sich die insbesondere im akademischen Umfeld weit verbreitete TelosB-Plattform [Polastre et al., 2005] (16 bit TI MSP430 MCU, 10 kB RAM, 48 kB ROM und IEEE 802.15.4-konformer 2,4 GHz TI CC2420 Radio-Transceiver [TI, 2019]) als vielversprechend. Mit ihrer eingebetteten Hamamatsu S1087 Photodiode [HAMAMATSU, 2014] zur Erfassung des sichtbaren Lichts im Bereich zwischen 320 und 730 nm bildet diese Plattform das Fundament des im Rahmen der Dissertation entstandenen LAI-Sensors. Die Software für diesen Sensorknoten wurde in TinyOS⁴ [Levis et al., 2005] entwickelt, einem speziellen open-source WSN-Betriebssystem für stromsparende Geräte mit weiter Verbreitung. Die Basisversion der Software ist in [Diss2] beschrieben. Darüber hinaus wird in [Diss2] eine realisierte Android-Applikation zur Messsteuerung sowie zur Visualisierung erfasster Sensordaten und abgeleiteter LAI-Werte vorgestellt, die einen per USB an das Android-Gerät (Smartphone oder Tablet) angeschlossenen Sensorknoten nutzt. Später wurde diese Anbindung dann durch ein Bluetooth-WSN-Gateway vereinfacht.

In der zweiten Jahreshälfte 2013 wurden mehrere Feldkampagnen (siehe Tabelle 3.1) zur Erprobung der TelosB-basierten LAI-Erfassung durchgeführt. In Maisfeldern wurde der LAI von Pflanzen in unterschiedlichen Entwicklungsstadien erfasst. Als Referenzinstrument wurde das LAI-2200 (LI-COR) [LI-COR, 2017] verwendet, siehe Abbildung 3.2(a). Auf den entwickelten Ansatz bezogene Details zu diesem kommerziellen, häufig genutzten und wissenschaftlich akzeptierten Instruments finden sich in [Diss2, Diss3]. Eine Vergleichsanalyse aller in den Feldkampagnen gewonnener Daten zeigte einen deutlichen, jedoch entgegen der Erwartung, nicht-linearen Zusammenhang zwischen beiden Sensoren, der zu einer Unterschätzung höherer LAI-Werte führt und auf das unterschiedliche Sichtfeld (engl. Field of View (FOV)) beider Geräte zurückgeführt werden konnte.

3.2.2 Sukzessive Weiterentwicklung des Sensors

Wie auch in den ersten Feldkampagnen wurde das LAI-2200-Instrument ebenfalls im weiteren Verlauf als Referenzgerät verwendet. Dieses komplexe, optische Gerät unterteilt das FOV in fünf Zenitwinkelbereiche, sogenannte Ringe, wie in Abbildung 3.2(b) skizziert. Die Transmission wird pro Ring ermittelt und geht dann mit unterschiedlichen Gewichtungsfaktoren in die LAI-Berechnung ein [LI-COR, 2017], [Weiss et al., 2004]. Diese Methode

¹http://www.memsic.com/userfiles/files/Datasheets/WSN/micaz_datasheet-t.pdf

²http://www.memsic.com/userfiles/files/Datasheets/WSN/telosb_datasheet.pdf

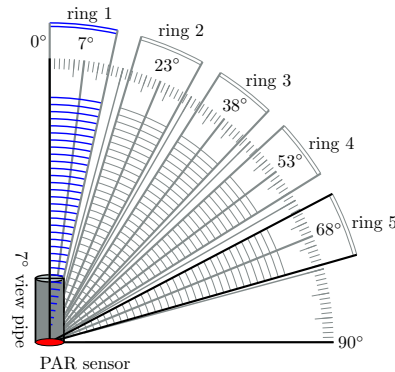
³<http://www.sownet.nl/product/g-node-301-wireless-sensor>

⁴<http://www.tinyos.net>

(aufgerufen am 22.09.2019)



(a) Setup für die direkte Vergleichsanalyse zwischen TelosB-basiertem Sensor und LAI-2200.



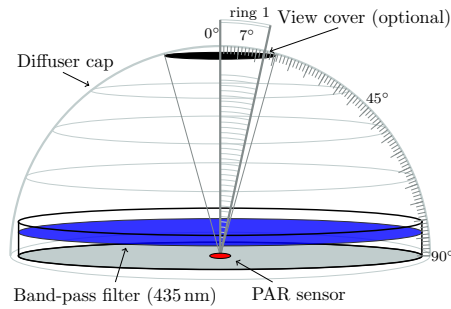
(b) Konzeptuelle Limitierung des Field of View (FOV) durch den *ViewPipe*-Ansatz.

Abbildung 3.2: Direkter Vergleich zwischen Sensorknoten und LAI-Instrument [Diss2].

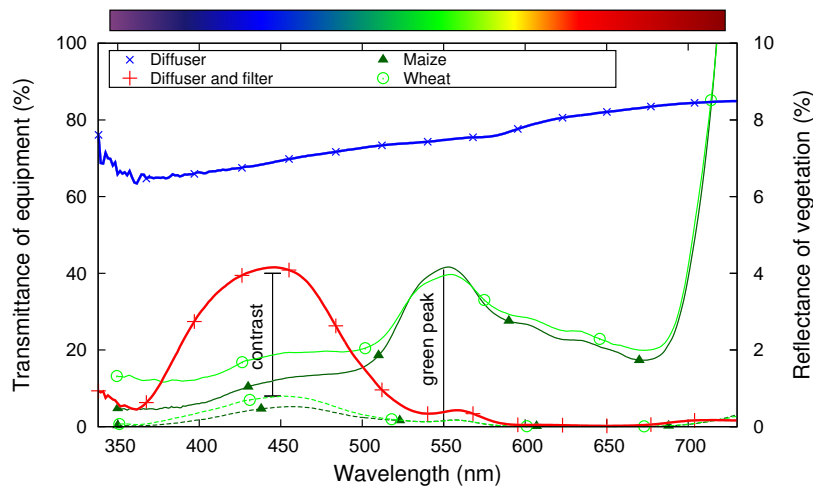
wird im weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit als *Fünf-Winkel-Methode* bezeichnet und erlaubt neben der reinen LAI-Bestimmung auch Rückschlüsse auf die mittlere Blattneigung und -orientierung. Zur Angleichung des FOV des TelosB-basierten Sensors an das LAI-2200, wurde das Konzept der *ViewPipes* entwickelt [Diss2]. Dabei handelt es sich um einfache zylindrische Röhrrchen, die auf den PAR-Sensor angebracht werden und das Sichtfeld entsprechend verkleinern. In Abhängigkeit der Länge der *ViewPipes* lässt sich so das FOV auf den ersten LAI-2200-Ring beschränken, wie in Abbildung 3.2(b) dargestellt, und damit in einem Proof-of-Concept eine starke lineare Korrelation ($R^2 = 0.90$) beider Geräte in diesem FOV herstellen [Diss2]. Allerdings ist es mit dem *ViewPipe*-Ansatz nicht möglich, das FOV zum Zenit hin (d.h. in Richtung 0°) zu beschränken. So enthält die *ViewPipe* für den zweiten Ring nicht nur diesen, sondern auch den ersten Ring. Dieses Problem kann durch eine aufwendigere Sensorkonstruktion technisch gelöst werden, wie dem *Pine Cone* Sensor [Welles und Anderson, 2009]. Allerdings erfordern beide Ansätze, *ViewPipe* und *Pine Cone*, pro Ring einen oder mehrere separate Sensoren und sind dadurch kostenaufwendiger und energieintensiver.

Inspiziert durch die Ansätze [Qu et al., 2014a] und [Shimojo et al., 2013] wurde in [Diss3] und [Diss4] alternativ zum *ViewPipe*-Konzept der Einsatz eines Diffusors (zur optischen Streuung) untersucht. In [Diss3] liegt der Fokus weiterhin auf der Verbesserung des TelosB-basierten Sensors. Hier wurde ein hemisphärisch geformter Diffusor vorgeschlagen und als Erweiterung ein optischer Bandpass-Filter vorgestellt, dessen Kombination als *ViewCap* bezeichnet ist, siehe Abbildung 3.3(a).

Die Auswahl dazu geeigneter Komponenten erfolgte durch eine Evaluation ihrer Transmissionseigenschaften und wurde unter Laborbedingungen mit einem Spektroradiometer (SVC HR-1024i) durchgeführt. Es wurde gezeigt, dass der ausgewählte Diffusor das sichtbare Licht nur schwach und vor allem relativ gleichmäßig über das Spektrum von 350 bis 700 nm absorbiert, siehe Abbildung 3.3(b), und so die Transmissionserfassung nur wenig beeinflusst. Für den optischen Filter wurde ein Bandpass-Filter im dunklen blauen Bereich des sichtbaren Lichts (435 nm) ausgewählt. Auch das LAI-2200 fokussiert einen



(a) Konzept des *ViewCap*.



(b) Einfluss beider *ViewCap*-Komponenten auf die Transmissionserfassung.

Abbildung 3.3: Überarbeiteter *ViewCap*-Ansatz mit optischem Bandpass-Filter, hemisphärischem Diffusor und optionalem View Cover [Diss3].

ähnlichen Bereich (≤ 490 nm), der den Einfluss des sogenannten Green Peak eliminiert, d.h. den grünen Bereich des Lichts, in dem Vegetation nur wenig Strahlung absorbiert. Dadurch kann der Kontrast zwischen Pflanze und Himmel verstärkt werden, vgl. [Diss3], [Diss4] und [LI-COR, 2017]. In Abbildung 3.3(b) sind die Ergebnisse der Laboruntersuchung der Transmissionseigenschaften des ausgewählten Diffusors und des konzipierten *ViewCaps* dargestellt. Gleichzeitig wird der kontrastverstärkende Effekt beider Komponenten auf zwei exemplarische Reflexionsspektren (Mais und Weizen) visualisiert.

Weiterhin wurden die entwickelten Sensorerweiterungen in umfassenden Feldkampagnen evaluiert, die an jeweils drei Terminen mit unterschiedlich weit entwickelten Maispflanzen in den Vegetationsperioden 2014 und 2015 stattfanden (s. Tabelle 3.1). Ein direkter Vergleich zwischen den verschiedenen Ansätzen zeigt den Vorteil der *ViewCap*-Erweiterung gegenüber dem *ViewPipe*-Ansatz, aber auch die zusätzlich Verbesserung, die durch den Bandpass-Filter erreicht wird. Darüber hinaus wurde gezeigt, dass der Diffusor den störenden Einfluss

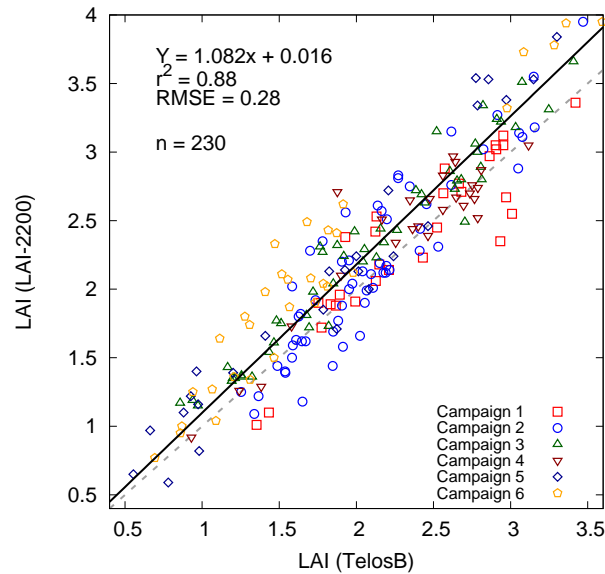


Abbildung 3.4: Ausgeprägte lineare Korrelation der erfassten LAI-Werte in der Vergleichsanalyse zwischen entwickeltem Sensor und dem LAI-2200-Instrument in den im Maisfeld durchgeführten Messkampagnen [Diss3].

direkter Sonneneinstrahlung reduziert und so die LAI-Erfassung stabilisiert. Ein optional vorgeschlagenes View Cover (vgl. Abbildung 3.3(a)), welches, motiviert durch die niedrigere Gewichtung des ersten Rings des LAI-2200-Instruments, den Einfluss der Einstrahlung in diesem Winkelbereich verringern soll, führte zu keiner signifikanten Verbesserungen der Korrelation zu den Referenzwerten. Daher wurde im Folgenden auf diese Erweiterung verzichtet. Mit einem Bestimmtheitsmaß R^2 von 0.88, berechnet über alle sechs Feldkampagnen und einem breiten LAI-Wertebereich (siehe Abbildung 3.4) erzielt der entwickelte transmissionsbasierte Ansatz durch die ViewCap-Erweiterung ein vielversprechendes Ergebnis, insbesondere unter Berücksichtigung der hohen Anzahl an Messungen im Vergleich zu Ergebnissen verwandter Arbeiten [Diss3].

Zeitgleich zur ViewCap-Entwicklung wurde untersucht, ob der entwickelte Ansatz der transmissionsbasierten LAI-Erfassung auf **Smartphones** übertragbar ist und diese sich so als kostengünstige Alternative zu teurem, herkömmlichem Spezialequipment wie das LAI-2200 zur manuellen in situ LAI-Erfassung verwenden lassen. Die Ergebnisse der Untersuchungen, aus denen die Smartphone-Application (App) **Smart fLAIr** (fast LAI retrieval) [Own12] hervorgegangen ist, sind in [Diss4] publiziert. Entgegen der damals bereits existierenden LAI-App *PocketLAI* [Confalonieri et al., 2013] und beider relativ zeitgleich vorgestellten Apps, *VitiCanopy* [De Bei et al., 2016] und *LAIsmart* [Qu et al., 2016], die alle einen kamerabasierten Ansatz verfolgen (vgl. Kapitel 2.1), nutzt der eigene Ansatz den Ambient Light Sensor (ALS) aktueller Smartphones, der technisch in gewisser Weise dem PAR-Sensor des TelosB ähnelt. Weiterhin wurde auch die ViewCap übernommen und als Proof-of-Concept als Sensor-Accessory auf den ALS eines exemplarischen Smartphones (Samsung GT-i9250) installiert. Zur Bestimmung des LAI erlaubt die in Android

implementierte App ein intuitives Messen der Transmission in zwei Schritten. Zuerst wird das Smartphone über dem Pflanzenbestand gehalten und die unbeschattete Einstrahlung erfasst, während das Gerät im zweiten Schritt in Bodennähe unter der Pflanzendecke mit in den Zenit gerichteten Sensor positioniert wird. Anschließend lässt sich analog zur WSN-basierten Methode der LAI ableiten. Die Nutzeroberfläche von Smart fLAIr ist ähnlich zu den Bedienoberflächen gängiger Feldinstrumenten aufgebaut. Durch die Unterstützung eines Selfie-Sticks zum Auslösen der jeweiligen Messung ermöglicht die App eine einfache, nutzerfreundliche und schnelle Datenerhebung an jedem Messpunkt und reduziert so den zeitlichen Aufwand größerer Kampagnen.

Ein Vorteil des Smartphone-Ansatzes gegenüber der WSN-Methode ist die Verfügbarkeit eines Lagesensors (Gyroskop und Magnetometer), mit dessen Hilfe der Nutzer den ALS in bestimmten vorgegebenen Positionen ausrichten kann. So konnte experimentell überprüft werden, ob die Multipoint-Transmissionserfassung entsprechend der Fünf-Winkel-Methode (unter Verwendung der gewichteten LAI-Berechnung nach [LI-COR, 2017]) einen positiven Einfluss auf die Korrelation zum Referenzdatensatz hat, vgl. Kapitel 2.1. Wie durch weitere Feldkampagnen 2014/2015 in [Diss4] (siehe Tabelle 3.1) empirisch gezeigt, erzielte diese Methode jedoch bei Verwendung der entwickelten *ViewCap* in den Feldversuchen keinen signifikanten Vorteil gegenüber der bisherigen Methode, bei der die Transmission mit zum Zenit gerichteten Sensor erfasst wird. Gleichzeitig konnte zudem experimentell bestätigt werden, dass durch das *ViewCap* der abgeleitete LAI unter sich kontinuierlich ändernden Lichtverhältnissen sehr konstant bleibt und damit die Stabilität des Ansatzes erhöht. Zusammengefasst wurde die Anwendbarkeit des transmissionsbasierten Ansatzes auf Smartphone-Sensorik nachgewiesen und auch hier sehr gute Ergebnisse erzielt ($R^2 = 0.95$), die trotz der Einfachheit des Ansatzes im Vergleich zu verwandten Arbeiten bzw. Smartphone-Apps eine vielversprechende Alternative darstellen [Diss4].

3.3 Langzeit-Sensornetz-Deployment

In [Diss5] wird die Architektur des entwickelten Langzeit-Sensornetzwerks zur permanenten Überwachung von Pflanzen während des gesamten Wachstumszyklus von der Blattentwicklung bis zur Ernte vorgestellt. Es handelt sich, wie auch in Abbildung 3.1 erkennbar, um eine zentrale Publikation, die aufbauend auf den im vorherigen Abschnitt präsentierten Vorarbeiten [Diss2, Diss3, Diss4] mit den prototypisch entwickelten Sensorknoten (Abbildung 3.5), aber teilweise auch auf Erkenntnisse aus [Own6, Own7, Own14], ein Fundament bildet, sowohl für weitere direkte Folgearbeiten, die im nächsten Abschnitt vorgestellt werden, als auch für anknüpfenden Arbeiten, wie [Own13, Own15].

Der Beitrag der Publikation umfasst die Konzeption einer zum Zweck der LAI-Erfassung ausgelegten **Netzwerkarchitektur**, dargestellt in Abbildung 3.6. Topologisch werden hier stationär ausgebrachte Sensor-Cluster vorgeschlagen, die aus mehreren, in Bodennähe positionierten Sensoren (im Folgenden als *Bodensensoren* bezeichnet) bestehen, die um einen als Cluster-Head fungierenden Referenzsensor verteilt sind. Basierend auf verwandten Arbeiten wie etwa [Thelen et al., 2005], [Wennerström et al., 2013], [Rankine et al., 2014], [Luomala und Hakala, 2015] und eigenen Voruntersuchungen bezüglich zu erwartender



(a) Bodensensor.



(b) Referenzsensoren.

Abbildung 3.5: Die zum Aufbau eines Langzeit-WSN-Deployment prototypisch realisierte Hardware im Feldeinsatz [Diss3].

Kommunikationsreichweiten zwischen Boden- und Referenzsensoren [Diss7], wird für einzelne Cluster ein geringer Radius (von wenigen Metern) um den zentralen Cluster-Head gewählt. Die sich daraus ergebene räumliche Nähe der Sensoren ist zudem vorteilhaft für die Qualität der LAI-Schätzung, die auf möglichst identischen Einstrahlungsverhältnissen bei den in Relation gebrachten Sensoren beruht, vgl. Kapitel 2.1.1.1. Der negative Einfluss räumlicher Distanz wurde in [Diss6] beiläufig (im Rahmen der sich aus den gesammelten Daten ergebenden Möglichkeiten) untersucht.

Unter der Annahme, dass Cluster-Heads über der Pflanzendecke Solarenergie für *Energy Harvesting* nutzen können und daher keiner Energiebeschränkung unterliegen, kommen hier leistungsstärkere Geräte auf Basis von *Raspberry Pis*⁵ zum Einsatz. Bodensensoren wie auch Cluster-Heads erfassen periodisch die aktuelle Sonneneinstrahlung. Mit dem Ziel einer extensiven Datenbasis für Folgeuntersuchungen wurde sich hier für ein bewusstes Oversampling entschieden und eine Abtastrate von 30 Samples/h, in der zweiten Generation 6 Samples/h, gewählt. Im Anschluss an ein Abtasten, werden erfasste Werte gemeinsam mit weiteren Sensordaten (Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Received Signal Strength Indicator (RSSI) und Link Quality Indication (LQI)) per Broadcast an den Cluster-Head übermittelt. Nachdem der Cluster-Head dann für jeden zugehörigen Bodensensor den aktuellen LAI-Wert berechnet hat, werden diese Informationen (gemeinsam mit den weiteren Sensordaten) aggregiert über konventionelle IP-basierte Kommunikation zu einem Internet-Server übertragen. In einer für landwirtschaftliche WSNs typischen Architektur (vgl. [Ojha et al., 2015]) wird dazu im Feld zunächst auf WLAN-Technologie (IEEE 802.11) zurückgegriffen, um Daten bis zu einem IoT-Gateway zu propagieren. Dieses leitet die in situ Daten wiederum über terrestrische Mobilfunkinfrastruktur (engl. PLMN) zu einem Server im Internet weiter und ermöglicht so einen direkten Fernzugriff auf einen aktuellen Datensatz. Das gesamte Framework setzt dabei auf open-source IoT-Software und Standards, wie protobuf (Google Protocol Buffers) und MQTT (Message Queue Telemetry Transport) [OASIS, 2014], das auch in weiteren eigenen Arbeiten erfolgreich im landwirtschaftlichen Kontext genutzt

⁵<https://www.raspberrypi.org>

(aufgerufen am 22.09.2019)

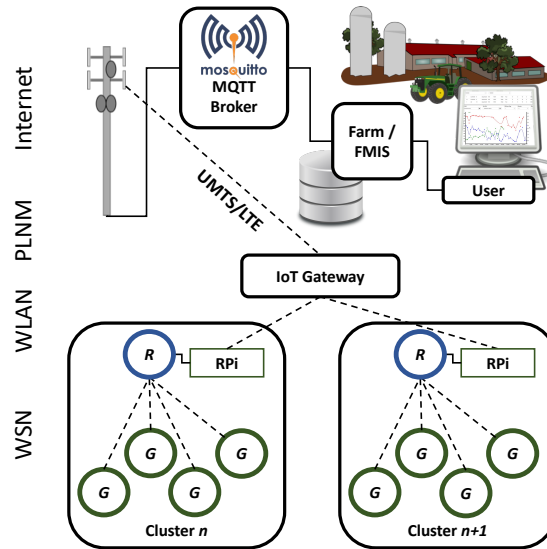


Abbildung 3.6: Sensing-Cluster-basierte WSN-Architektur mit IoT-Integration [Diss5].

wurde [Own14], [Own15]. Für eine anschließende Datenanalyse werden ferner serverseitig auch meteorologische Daten eingebunden, die von einer nahen lokalen Wetterstation vom Deutschen Wetterdienst (DWD) bezogen werden. Weitere Details zu verwendeten Software-Komponenten sowie zur eingesetzten COTS Hardware, dessen Kosten, als auch eine Abschätzung des durch *Duty Cycling* [Carrano et al., 2014] minimierten maximalen Energiebedarfs und damit einhergehender WSN-Laufzeit, finden sich in [Diss5].

Insgesamt wurden im Rahmen der Dissertation **vier WSN-Deployments** an zwei Standorten installiert, siehe Tabelle 3.2 in Abschnitt 3.1. Auf dem Gelände des Julius Kühn-Instituts (JKI) in Braunschweig wurden in einer speziellen Umgebung in der Saison 2016 die Entwicklung unterschiedlicher Weizensorten überwacht (Ergebnisse dazu werden im folgenden Abschnitt 3.4 diskutiert), sowie Raps nach der Blatentwicklung im Herbst. Auf einem Versuchsfeld der Hochschule Osnabrück (HOS) in Belm wurde das realisierte LAI-Sensornetz unter der Berücksichtigung der gewonnenen Erfahrungen daraufhin in der Saison 2017 erneut in Weizenbeständen sowie auch in Maiskulturen erprobt.

Über den Aspekt der WSN-Architektur hinaus liefert [Diss5] Erfahrungen beim Aufbau und Betrieb landwirtschaftlicher WSNs – einem Bereich, in dem in der Literatur relativ wenige Arbeiten vorhanden sind – und trägt somit zur Weiterentwicklung derartiger Netzwerke bei. Neben den allgemeinen WSN-Herausforderungen der Rechen-, Ressourcen- und Energiebeschränktheit werden aus diesen Erfahrungen zwei spezifische **Kernherausforderungen** identifiziert, die Erfahrungsberichte aus [Langendoen et al., 2006], [Barrenetxea et al., 2008] und [Hartung et al., 2017] bestätigen. Zum einen ist es die harsche Umgebung, in der Sensoren ausgebracht werden. Niederschläge und oftmals hohe Temperaturschwankungen, zudem erhöhte Luft- und Bodenfeuchtigkeit, insbesondere im Pflanzenbestand, tragen zur Fehleranfälligkeit der kostengünstigen Sensoren bei und so zu Instabilitäten des WSN-Betriebs. Zudem besteht für optische Sensoren, insbesondere in Bodennähe, die Gefahr, dass diese

getrübt oder verdeckt werden (bspw. durch Staub, Schlamm oder Blätter). Zum anderen sind Sensorknoten üblicherweise ungeschützt der Tierwelt ausgesetzt. So wurden im zweiten JKI-Deployment umgeknickte Sensoren und Bisspuren an den *ViewCaps* beobachtet. Darüber hinaus ist in [Hartung et al., 2017] von Ausfällen berichtet, die auf landwirtschaftlichen Aktivitäten und sogar Vandalismus zurückzuführen sind. Gegenmaßnahmen zum Schutz gegen die genannten Kernherausforderungen, wie hochwertigere Hardwarekomponenten, elektrische Zäune oder Videoüberwachung, sind oft nicht praktikabel, vor allem aber nicht wirtschaftlich. Aus diesem Grund sind in dem entwickelten Monitoring-System softwareseitig diverse Failsafe-Mechanismen implementiert. Zusätzlich wird empfohlen, hardwareseitige Redundanzen vorzusehen [Diss5].

3.4 Datenverarbeitung, -analyse und Modellierung

In diesem Abschnitt werden zwei Arbeiten vorgestellt, die auf den erfassten Daten des ersten Deployments in den Weizen-Versuchsfeldern des JKI Braunschweigs beruhen. Ihre wissenschaftlichen Beiträge werden in den nächsten beiden Abschnitten separat erläutert. Die erste Arbeit [Diss6] beschreibt die eigentliche transmissionsbasierte LAI-Erfassung mittels des entwickelten Sensors. Hier werden folgende Fragestellungen untersucht:

- Ist die entwickelte und primär im Mais erprobte Sensorik (Abschnitt 3.2.2) auch für eine zuverlässige LAI-Erfassung im Weizen geeignet?
- Lassen sich die vielversprechenden, empirischen Ergebnisse punktueller Feldkampagnen auf Langzeit-Messreihen übertragen?
- Welchen Einfluss haben Wetter und der Einstrahlungswinkel des Sonnenlichts (d.h. der Solar Zenith Angle (SZA)) auf die entwickelte LAI-Erfassung?
- Wie lassen sich Langzeitdatensätze prozessieren und bezüglich dieser Einflüsse filtern?
- Lassen sich trockenstressbedingte Veränderungen im Pflanzenwachstum oder sogar sortenspezifische Unterschiede hinsichtlich des LAI differenziert erfassen?

Die zweite Arbeit [Diss7] untersucht den vegetativen Einfluss auf die Link Qualities (LQs) im Sensornetzwerk und stellt ein innovatives Konzept für einen neuartigen, signalstärkebasierten Ansatz zum indirekten Pflanzen-Monitoring vor, der sich nahtlos in bestehende landwirtschaftliche Sensornetzwerke integrieren lässt. Dabei liegen folgende Fragestellungen zugrunde:

- Besteht ein für das Pflanzen-Monitoring nutzbarer Zusammenhang zwischen dem Pflanzenwachstum (bzw. vegetativen Veränderungen) und der Veränderung empfan- gener Signalstärken im WSN?
- Welche witterungsbedingten, externen Einflüsse auf WSN-Signalstärken gibt es? Welche Parameter dominieren diese?
- Lässt sich aus den gewonnenen Erkenntnissen ein signalstärkebasiertes Model zur LAI-Schätzung entwickeln?

3.4.1 Potenzial transmissionsbasierter Langzeit-LAI-Erfassung

Aufbauend auf dem im JKI-Deployment 2016 gewonnenen Datensatz beschäftigt sich [Diss6] mit der Prozessierung, Aggregation und Filterungen dieser Daten. Die Arbeit demonstriert die Einsatzfähigkeit von WSNs zur kontinuierlichen Langzeiterfassung des LAI mit hoher temporaler Auflösung, die es in dieser Form zum Zeitpunkt der Einreichung der Publikation in der Literatur noch nicht gab. Ferner liefert die Arbeit im Rahmen der vorliegenden Dissertation eine abschließende Bewertung der Qualität der mittels WSN-gestützter Erfassung erzielten LAI-Kurven (Trajektorien), die zugleich das Potenzial der realisierten Sensorik und des daraus zusammengesetzten Monitoring-Systems aufzeigt. Zur Erreichung dieses Potenzials stellt die Arbeit eine **dreistufige Verarbeitungskette** vor, welche die Vorverarbeitung, eine optionale Filterung und die Nachbearbeitung der vom WSN erfassten Rohdaten umfasst. Methodisch werden hier Median-Filter und gleitende Mittelwerte zur Glättung, schwellwertbasierte Filter und einfache Aggregationsfunktionen vorgeschlagen.

Über die Datenprozessierung hinaus wurde der **Einfluss meteorologischer Faktoren** auf den transmissionsbasierten Ansatz analysiert. Hier zeigt sich ein relativ konstanter LAI-Verlauf an bewölkten Tagen mit diffuser Sonneneinstrahlung. Dagegen wurde, durch das engmaschige Sampling ermöglicht (siehe Kap. 3.3), an sonnigen Tagen ein spezielles Tagesmuster beobachtet, das sich als charakteristisch für die indirekte, transmissionsbasierte Methode herausstellt. Hervorgerufen durch direkte Sonneneinstrahlung ergibt sich eine SZA-Abhängigkeit der ermittelten LAI-Werte, die sich durch die Länge des Pfades erklären lässt, den der Sonnenstrahl beim Durchdringen des Pflanzenbestands zurücklegt, die aber auch von der mittleren Blattneigung beeinflusst wird. Als Faustregel lässt sich festhalten, dass bei niedrigen Sonnenständen ($SZA \Theta_S: 70^\circ < \Theta_S < 87^\circ$) in der Morgen- und Abenddämmerung die Blattfläche der Pflanze überschätzt wird, während bei hohen Sonnenständen ($\Theta_S \leq 70^\circ$) eine Unterschätzung stattfindet.

Aus der intensiven Analyse des erfassten Datensatzes abgeleitet, wurden verschiedene **Filter** entwickelt. Darunter befindet sich ein Filter zur Entfernung von Störeinflüssen im Referenzsignal, also der Sonneneinstrahlung über dem Pflanzenbestand, welcher auf der Independent Component Analysis (ICA) basiert und sich bei verteilter Erfassung dieses Referenzsignals einsetzen lässt. Weiterhin wurde ein Filter vorgeschlagen, der mittels Informationen einer externen Wetterstation Perioden mit Niederschlag aus dem erfassten Datensatz entfernt. Zudem wurde ein spezieller Filter entwickelt, der Messwerte mit einer hohen Varianz konsekutiver PAR-Samples schwellwertbasiert entfernt. Diese Varianz deutet auf potenzielle Messfehler hin, die häufig durch Fluktuationen im Pflanzenbestand, ausgelöst durch Wind, verursacht werden. Der Einfluss sowohl einzelner Verarbeitungsschritte als auch der vorgeschlagenen Filter auf die Qualität der LAI-Erfassung wurde in der Arbeit sukzessive evaluiert.

Darüber hinaus bietet der erhobene Datensatz besondere Möglichkeiten zur Bewertung des entwickelten Ansatzes. Auf dem Gelände des JKI in Braunschweig wurde in einer mehrjährigen Versuchsreihe der **Einfluss von Trockenstress** auf verschiedene Weizengenotypen erforscht [Schittenhelm et al., 2019]. Dazu wurden Genotypen in kleinen Parzellen in jeweils mehreren Replikationen in zwei gegensätzlichen Umgebungen angebaut: einer ausreichend bewässerten Fläche (engl. well-watered (WW)) und einem Versuchsfeld, in dem durch einen

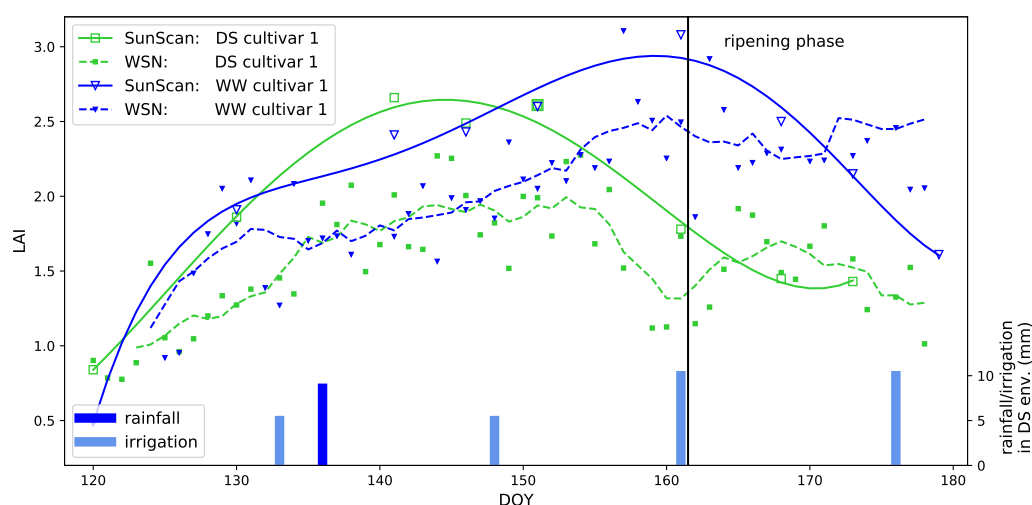


Abbildung 3.7: Vergleich der SunScan-Referenzdaten mit den WSN-erfassten LAI-Trajektorien des gleichen Weizen-Cultivars an zwei gegensätzlichen Standorten: in einer wohlbewässerten (WW) und in einer Trockenstress (DS) auslösenden Umgebung. Ein augenscheinlicher Zusammenhang zwischen SunScan- und prozessierter, jedoch noch ungefilterter und nicht kalibrierter WSN-Trajektorien ist bereits erkennbar. Zudem wird der Einfluss von Trockenstress auf die LAI-Entwicklung von Weizen (hier *Hystar*) beim Vergleich mit der entsprechenden LAI-Trajektorie des bewässerten Standort deutlich, der erfolgreich vom WSN-basierten Ansatz erfasst wird (modifizierte Abbildung aus [Diss6]).

speziellen Rainout-Shelter [Schittenhelm et al., 2014] künstlich Trockenstress (engl. drought-stress (DS)) erzeugt wurde. Begleitend zu den ungefähr wöchentlich manuell erhobenen LAI-Messungen (mit einem SS1 SunScan Instrument), wurde die LAI-Entwicklung einzelner Parzellen durch das WSN-Deployment überwacht. Es wurden zwei Weizensorten (die Cultivare *Gordian* und *Hystar*) ausgewählt und vernetzte Sensoren in den entsprechenden Parzellen dieser Sorten an beiden Standorten, WW und DS, ausgebracht. Zu den Kernbeiträgen aus [Diss6] zählt ebenfalls, dass durch diesen Aufbau die Sensitivität des entwickelten Ansatzes gegenüber **ertragsmindernder Veränderungen im Weizen** untersucht werden konnte. So wurde am Fallbeispiel der beobachteten Parzellen empirisch gezeigt, dass die entwickelte Sensorik in der Lage ist, **sortenspezifische Unterschiede** in der LAI-Entwicklung und ebenfalls **trockenstressbedingte** bzw. bewirtschaftungsspezifische Einflüsse differenziert zu erfassen.

Letzteres ist in Abbildung 3.7 dargestellt, die auf der einen Seite die aus den manuell erhobenen LAI-Werten approximierten Trajektorien (SunScan) und auf der anderen Seite vorläufige WSN-basierte Trajektorien visualisiert, jeweils für die bewässerte (WW) und die trockenstressverursachende Umgebung (DS). Der Vergleich dieser Trajektorien offenbart einen klaren Zusammenhang, der sich bereits aus den ungefilterten und noch nicht kalibrierten WSN-Trajektorien (gestrichelte Kurven) ergibt. Die ersichtliche Streuung der WSN-Daten (Tagesmittelwerte) motiviert zudem die in der Arbeit vorgeschlagene Verarbei-

tung. Darüber hinaus lassen beide kurzzeitigen LAI-Anstiege der WSN-DS-Trajektorie ab DOY (Day of Year) 148 und 161 darauf schließen, dass die durch die künstliche Bewässerung an diesen Zeitpunkten verursachte, kurzzeitige Regeneration der unter Trockenstress stehenden Pflanzen von der kontinuierlichen Beobachtung durch den WSN-Ansatz erfassbar gemacht wurde. Schließlich erreicht der entwickelte Ansatz, nach vollständiger Ausführung der vorgeschlagenen Verarbeitungskette (d.h. inklusive Filterung), in der gemeinsamen Vergleichsanalyse über alle vier Standorte eine deutliche Korrelation zur traditionellen in situ Erfassung ($R^2 = 0.84$ bei einer Stichprobengröße von $N = 139$) [Diss6]. Somit liefert er eine mögliche und vielversprechende Alternative zur herkömmlichen LAI-Erfassung – auch im Vergleich zu bestehenden Arbeiten und Ergebnissen komplexerer Technologien. Aufgrund der Automatisierung und der Möglichkeit der einfachen Skalierung der Anzahl im WSN eingesetzter Sensoren, hat der Ansatz das Potenzial, zu der langfristig angestrebten Kombination mit Ansätzen aus der Fernerkundung beizutragen (vgl. Abschnitt 3.1).

3.4.2 Signalstärkebasiertes Pflanzen-Monitoring

Während der Einfluss unterschiedlicher Wetterfaktoren und auch der Vegetation auf Signalstärken bei der Funkübertragung in anderen Domänen, wie dem Mobilfunk oder der Satellitenkommunikation, bereits tiefergehend untersucht ist (vgl. [ITU-R, 2016], [ITU-R, 2017]) und entsprechende Modelle entwickelt wurden, die diesen Einfluss auf Signalstärken und Link Qualities (LQs) abbilden (bspw. [Richter et al., 2005]), existieren diesbezüglich verhältnismäßig wenig Arbeiten im Bereich der drahtlosen Sensornetze, bspw. [Thelen et al., 2005], [Wennerström et al., 2013], [Rankine et al., 2014], [Luomala und Hakala, 2015]. Die teils gegensätzlichen Beobachtungen und Rückschlüsse dieser Arbeiten wurden in der jüngsten Arbeit [Diss7] aufgearbeitet und reflektiert. Dazu wurde zunächst in Voruntersuchungen die Auswirkung von Vegetation auf die Qualität exemplarischer Links von unterschiedlichen COTS-Transceivern in Abhängigkeit der Sende-Reichweite evaluiert und der Received Signal Strength Indicator (RSSI) [Baccour et al., 2012] als zweckmäßige und repräsentative LQ-Metrik identifiziert.

Anschließend untersucht die Arbeit basierend auf dem im JKI-Deployment 2016 empirisch gewonnenen Datensatz den Einfluss von meteorologischen Faktoren auf die LQ. Durch Analyse der *Relative Importance* [Grömping, 2006] wird gezeigt, dass die Temperatur einen signifikanten Einfluss auf kurzzeitige Änderungen in der Signalstärke im Tagesverlauf hat, während die absolute Luftfeuchtigkeit hier für langfristige Veränderungen verantwortlich war. Die intensive Untersuchung relevanter, einflussreicher Faktoren ergibt zudem eine deutliche Korrelation zwischen der vegetativen Zeitreihe, repräsentiert durch den LAI, und dem langfristigen RSSI-Verlauf und liefert so einen Beitrag für zukünftige Entwicklungen von WSNs in ackerbaulichen Nutzflächen. Basierend auf der Hypothese, dass ein messbarer Zusammenhang zwischen der beobachteten Veränderung in den LQs, der Temperatur, der absoluten Luftfeuchtigkeit und dem Pflanzenwachstum besteht, wurde ein einfaches lineares Modell entwickelt, das diesen Zusammenhang beschreibt. Eine starke Korrelation ($R^2 \approx 93$) in den empirischen Daten bestätigt diese Hypothese. Es lassen sich also etwa 93 % der RSSI-Schwankungen, die im Deployment beobachtet wurden, durch den gemeinsamen Einfluss der Temperatur, der absoluten Luftfeuchtigkeit und des LAI erklären.

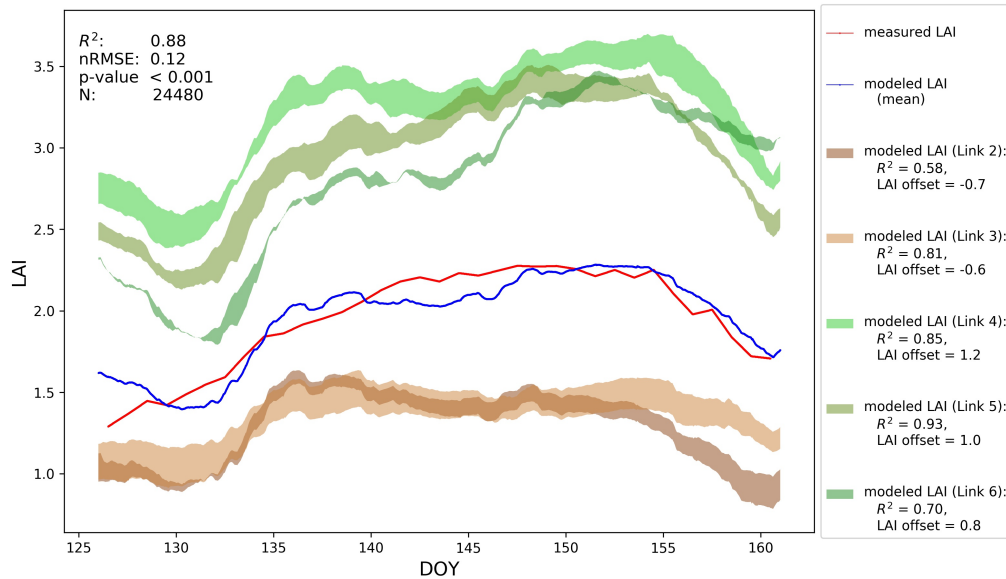


Abbildung 3.8: Vergleich zwischen RSSI- (*modeled*) und transmissionsbasierten (*measured*) LAI-Trajektorien. RSSI-basierte LAI-Schätzwerte wurden anhand gemessener Signalstärken unterschiedlicher Links mit dem entwickelten Modell generiert. Link 2 und 3 (braun) sind dabei Links zwischen Bodensensoren. Die Links 4–6 (grün) dagegen repräsentieren Links zwischen Boden- und Referenzsensor über dem Pflanzenbestand [Diss7].

Im Gegensatz zu den wenigen verwandten Arbeiten, die sich im Bereich der WSNs mit der Thematik des vegetativen Einflusses auf LQs beschäftigen, geht [Diss7] nun einen Schritt weiter. Der zweite und neuartige Kernbeitrag dieser Arbeit ist motiviert durch die sogenannte GNSS-Reflectometry (GNSS-R) [Small et al., 2010], [Chen et al., 2016], einer passiven Mikrowellentechnologie aus der Fernerkundung für das Sensing von Bodeneigenschaften oder dem vegetativen Wachstum. Die Idee ist ein **RSSI-basiertes Pflanzen-Monitoring**, das auf dem passiven Sensing der LQ beruht und dazu die im WSN ohnehin vorhandenen Funkübertragungen ausnutzt. Zu diesem Zweck wurde hier das obige lineare Modell invertiert, sodass der saisonale LAI-Verlauf anhand der entsprechenden RSSI-Zeitreihe und durch Berücksichtigung beider meteorologischer Hauptfaktoren geschätzt werden soll.

Erzielt wird so ein RSSI-basiertes Modell, mit dessen Hilfe sich durch beobachtete Signalstärken und lokale, meteorologische Daten ein LAI-Schätzwert ableiten lässt, der in dem erfassten Datensatz eine deutliche Korrelation ($R^2 = 0.88$) zu den Referenzdaten aufweist, siehe Abbildung 3.8 (als Ground Truth dienten hier die transmissionsbasierten LAI-Trajektorien aus [Diss6]). Weiterhin zeigt sich, dass insbesondere die cluster-internen Links zwischen Boden- und Referenz-Sensorknoten zur RSSI-basierten LAI-Erfassung geeignet sind. Insgesamt wurde in [Diss7] auf diese Weise ein neuartiger Ansatz entwickelt und dessen Potenzial in einem ersten Feldversuch empirisch untersucht. Dieser Ansatz bedarf keinerlei zusätzlicher Sensorik und lässt sich daher leicht in existierende Agrar-WSNs

integrieren. Allerdings ist die Kalibrierung eines derartigen Ansatzes erwartungsgemäß herausfordernd und von vielerlei Faktoren abhängig, die sich einerseits aus standort- und pflanzenspezifischen Aspekten, andererseits aus deployment-spezifischen Parametern wie der Positionierung und Ausrichtung der Sensorknoten ergeben, sowie der eingesetzten Radio-Transceiver selbst.

4 Fazit und Ausblick

In der vorliegenden Dissertation wurde im Kontext des Pflanzen-Monitorings in der Präzisionslandwirtschaft die Realisierbarkeit und das Potenzial drahtloser Sensornetzwerke (engl. Wireless Sensor Networks (WSNs)) für eine in situ Langzeitüberwachung des Blattflächenindex (engl. Leaf Area Index (LAI)) untersucht. Der Blattflächenindex ist ein wichtiger Schlüsselparameter für Pflanzenzustand und -entwicklung. Er dient als Indikator für wachstums- und ertragsmindernde Prozesse. Darüber hinaus ist der LAI essenziell für die Ertragsmodellierung, aber auch für Modelle der Forstwirtschaft, Klimatologie, Meteorologie und Ökologie.

Basierend auf COTS WSN-Hardware wurde im ersten Teil der Arbeit (zusammengefasst in Abschnitt 3.2) ein **low-cost Sensor zur transmissionsbasierten LAI-Erfassung** konzipiert und in einem ersten Proof-of-Concept realisiert. Die LAI-Erfassung erfolgt dabei durch zwei Lichtmessungen, einer unbeschatteten Referenzmessung oberhalb des Pflanzenbestands und einer weiteren Messung unterhalb der Blattdecke. Auf diese Weise lässt sich das von der Pflanze transmittierte Sonnenlicht erfassen und basierend auf dem *Monsi-Saeki-Modell* ein LAI-Schätzwert ableiten. Diese indirekte und – wegen der Nutzung der solaren Einstrahlung – passive Methode erlaubt den Einsatz einfacher PAR-Lichtsensoren und ist dadurch signifikant kostengünstiger als alternative, kamerabasierte Methoden. Durch umfassende Vergleichsanalysen zu Referenzmessungen, die in empirischen Feldversuchen mittels etablierten Spezialinstrumenten auf herkömmliche Weise manuell erhoben wurden, erfolgte eine sukzessive Weiterentwicklung des ersten Proof-of-Concepts zu einem einsatzfähigen Prototypen eines low-cost LAI-Sensors. Der Fokus aller empirischen Untersuchungen in dieser Arbeit lag auf der Erfassung des LAI von ackerbaulichen Kulturpflanzen. Die Entwicklung des Prototypen konzentrierte sich dabei primär auf Mais und Winterweizen, zwei der weltweit am häufigsten angebauten Getreidearten, die sich hinsichtlich der Blattgeometrie und -stellung stark unterscheiden. Dadurch boten sich für die Evaluation des transmissionsbasierten Ansatzes zwei inhärent unterschiedliche Szenarien.

Im zweiten Teil der Dissertation (siehe Abschnitt 3.3) wurde eine auf den entwickelten LAI-Sensor bzw. auf den realisierten Ansatz abgestimmte, **cluster-basierte WSN-Architektur** entworfen und unter Verwendung bewährter Kommunikationstechnologien und -protokolle in das IoT integriert. Die Architektur ermöglicht die automatisierte und kontinuierliche Erfassung von in situ Informationen innerhalb der gesamten Wachstumsperiode und den Fernzugriff auf erfasste Daten. In mehreren Deployments wurde die entworfene Architektur umgesetzt, der entwickelte **Prototyp im Langzeiteinsatz** erprobt und umfassende Datensätze erhoben, die neben den in situ WSN-Daten auch LAI-Referenzdaten begleitender Messungen mit konventionellen Instrumenten beinhalten.

Diese Datensätze wurden im dritten Teil der Arbeit (siehe Abschnitt 3.4) ausgewertet und analysiert. Dazu wurden effektive **Methoden zur Datenprozessierung und -filterung** entwickelt und evaluiert. Es wurde eine Verarbeitungskette vorgestellt, die sich über verschiedene Komponenten zur Prozessierung inhärent verrauschter Sensordaten und zur Verbesserung der kontinuierlichen LAI-Schätzung erstreckt. Diese Kette umfasst einfache Datenglättungen bis hin zu komplexeren, anwendungsspezifischen Filtern, die auf die verteilte, transmissionsbasierte Methode zugeschnitten sind. Im Rahmen des erhobenen Datensatzes wurden außerdem die Einflüsse von Wetterfaktoren und des Sonnenstands untersucht. Die Ergebnisse aus einem Langzeit-WSN-Deployment belegen, dass sich mit sehr einfacher, low-cost Sensorik und einer adäquaten Prozessierung kontinuierlicher Sensordaten eine hohe Datenqualität erzielen lässt. Weiterhin wurde gezeigt, dass auch sortenspezifische und von Trockenstress hervorgerufene Veränderungen in der zeitlichen Entwicklung des Blattflächenindex differenziert erfasst werden konnten.

Abschließend wurde der Aspekt des vegetativen Einflusses auf Link Qualities (LQs) in landwirtschaftlichen WSN-Deployments betrachtet. In der Praxis hat dieser Einfluss große Relevanz für die Planung der Netzwerktopologie und der Positionierung von in situ Sensorknoten, aber auch für die Fehlerdiagnostik im WSN-Betrieb. Es wurde gezeigt, dass neben meteorologischen Einflüssen, unter denen die Temperatur und die absolute Luftfeuchtigkeit dominierende Faktoren sind, auch die Vegetation einen signifikanten Einfluss auf die Qualität drahtloser Links besitzt. Aus dieser Beobachtung entstand das Konzept eines **innovativen Ansatzes für ein neuartiges Pflanzen-Monitoring**, welcher basierend auf mittelfristigen LQ-Veränderungen (repräsentiert durch den RSSI) – und unter Berücksichtigung meteorologischer Faktoren – Rückschlüsse auf vegetative Veränderungen erlaubt. In ersten Feldversuchen wurde die generelle Machbarkeit dieses Ansatzes demonstriert, zugleich aber auch die erforderliche und herausfordernde Kalibrierung hervorgehoben. Diese ergibt sich daraus, dass der vegetative Einfluss auf Link-Qualitäten, wie auch die tatsächlich vorhandene Vegetation, nicht leicht zu quantifizieren sind, was die Schätzung eines absoluten LAI-Wertes erschwert.

Die Dissertation kommt zu dem **Gesamtfazit**, dass basierend auf dem entwickelten Sensor-Prototyp und der entwickelten Datenverarbeitung ein kosteneffizientes WSN-gestütztes LAI-Monitoring realisierbar wird. Das konstruierte Monitoring-System ist in der Lage, automatisiert hochauflösende LAI-Trajektorien abzuleiten und dadurch mögliche wachstums- bzw. ertragsmindernde Einflüsse zu identifizieren. Durch die zukünftige Integration dieser aktuellen LAI-Information in entsprechende Modelle bieten sich für Entscheidungsunterstützungen im Bezug auf ein Site-Specific Crop Management neue Möglichkeiten für ortsdifferenzierte und ressourceneffiziente Bewirtschaftungspraktiken.

Die Ergebnisse aller Untersuchungen in dieser Arbeit zeigen die Machbarkeit und das enorme Potenzial landwirtschaftlicher WSNs. Sie basieren auf empirischen Feldversuchsreihen und der Betrachtung zweier ackerbaulicher Kulturen. Um die statistische Signifikanz der erzielten Ergebnisse weiter zu erhöhen, sind zusätzliche Feldstudien notwendig. Auch die Ausweitung auf weitere relevante Kulturen wäre sinnvoll. Für einen Vergleich, auch zwischen den etablierten Referenz-Instrumenten, wäre eine *echte* Ground Truth durch destruktive Referenzmessungen aufschlussreich, um die Ergebnisse der Arbeit weiter präzisieren zu

können. Beides war jedoch im Rahmen der Dissertation nicht zu leisten und bietet daher Raum für zukünftige Untersuchungen.

Aufbauend auf den erreichten Zielen der Dissertation ergeben sich weitere, interessante Fragestellungen und Themenfelder für zukünftige Forschungsaktivitäten. Dazu zählt zunächst die in [Diss1] motivierte, **interdisziplinäre Verknüpfung** der entwickelten in situ LAI-Erfassung mit Systemen aus der Fernerkundung. Das Potenzial der durch den WSN-Ansatz ermöglichten synchronen Validierung und Kalibrierung von fernerkundlichen LAI-Produkten moderner Satellitensysteme wie Sentinel 2 gilt es zu erforschen. Nicht weniger interessant ist die Kombination mit drohnenbasierter Fernerkundung. Auch hier kann der entwickelte Ansatz als synchrone Ground Truth dienen, die herkömmliche, manuelle Referenzmessungen ersetzen, und damit einen Mehrwert zur Verbesserung der Datenaktualität und -qualität erzielen.

Im Hinblick auf das realisierte Gesamtsystem zur automatisierten LAI-Erfassung [Diss5], wäre aus technischer Sicht die Untersuchung der Möglichkeiten und Herausforderungen sinnvoll, die sich aus beiden neuen Kommunikationstechnologien, dem stromsparenden LoRaWAN und dem Mobilfunkstandard 5G, ergeben. Wissenschaftlich wäre aber auch die Erweiterung der IoT-Infrastruktur um **komplementäre Sensorik** zur Erfassung von Boden- und Umgebungsparametern interessant. Die Kombination von präzisen und aktuellen Informationen über Boden, Umwelt und Pflanze könnte zu neuen Erkenntnissen führen, beobachtete Phänomene und wechselseitige Effekte erklärbarer machen, Diagnosen und Prognosen verbessern und die Modellierung in unterschiedlichen Fachbereichen unterstützen.

Eine der grundlegendsten Herausforderungen drahtloser Sensornetzwerke ist die **Energiebeschränktheit** eingesetzter Geräte. Auch wenn die im Rahmen der Arbeit durchgeführten Energieuntersuchungen ergeben haben, dass sich durch Duty Cycling die Einsatzzeit der auf TelosB-Basis entwickelten LAI-Sensoren über den relevanten Teil der Vegetationsperiode (von der Blattentwicklung bis zur Reife) ausdehnen lässt, bleibt die zusätzliche Reduktion des Energiebedarf für zukünftige, optimierte Sensorknoten entscheidend, um diese weiter zu miniaturisieren und länger autark betreiben zu können. Zusätzlich bliebe außerdem mehr Kapazität für die oben angesprochene, potenzielle Erweiterung um zusätzliche, komplementäre Agrar-Sensorik.

Ein angemessener Kompromiss zwischen Quantität und Häufigkeit der Transmissionserfassung auf der einen Seite und Qualität der erzielten LAI-Schätzung auf der anderen Seite, könnte das Duty Cycling weiter verringern, notwendige Datenübertragungen reduzieren und dadurch wesentlich zur Reduktion des Energiebedarfs beitragen. Dazu bedarf es **adäquater Sampling-Strategien** für die WSN-gestützte, transmissionsbasierte LAI-Erfassung. Die Datenbasis, die durch ein bewusstes Oversampling in den Langzeit-Deployments [Diss5], [Diss6] generiert wurde, könnte zu diesem Zweck genutzt werden. Darauf basierend könnte der Effekt einer schrittweisen Reduktion der Sampling-Frequenz auf die Qualität der LAI-Trajektorien simuliert werden. Es stellt sich außerdem die Frage, ob ein klassisches, periodisches Sampling zur LAI-Erfassung überhaupt sinnvoll ist oder ein zeitlich nicht äquidistantes Sampling geeigneter sein könnte. Aufgrund der generellen Abhängigkeit der transmissionsbasierten LAI-Erfassung von der Sonneneinstrahlung, aber insbesondere auch wegen des beobachteten Einflusses ihres Einfallswinkels (SZA) bei direkter Einstrahlung, ist ein striktes uhrzeitbasiertes Sampling nicht optimal. Wie bereits

in [Diss6] diskutiert, erweist sich ein derartiges Sampling in Langzeit-Deployments wegen des sich über die Saison verändernden Sonnenverlaufs als nachteilig. Stattdessen könnte eine *SZA-basierte* Sampling-Strategie vorteilhaft sein, deren Mehrwert ebenfalls mit dem Datensatz und weiteren Feldstudien evaluiert werden könnte.

Schließlich ist die vertiefte Untersuchung des Wettereinflusses auf das entwickelte Verfahren, das repräsentativ für die single-point transmissionsbasierte LAI-Erfassung ist, von Interesse. In [Diss6] ist die Dimension dieses Einflusses bereits exemplarisch gezeigt. Basierend auf den Ergebnissen könnte eine *weather-aware* Sampling-Strategie entwickelt werden, welche externe Wetterprognosen verwendet, um optimale Messzeitpunkte für Folgetage im Vorfeld festzulegen und das Duty Cycling entsprechend zu koordinieren.

5 Publikationen

Dieses Kapitel enthält einen Überblick über die publizierten eigenen Beiträge der kumulativen Dissertation. Diese sind entsprechend der im Kapitel 3.1 vorgestellten, inhaltlichen Reihenfolge angeordnet.

Die jeweiligen Publikationen befinden sich aus urheberrechtlichen Gründen nicht in dieser Version der Dissertation. Auf den folgenden Seiten sind jedoch alle Publikationen vollständig referenziert und DOIs als Links zu den PDF-Dokumenten angegeben.

5.1 Poster: Towards in-situ Sensor Network assisted Remote Sensing of Crop Parameters

Jan Bauer, Bastian Siegmann, Thomas Jarmer, and Nils Aschenbruck.

“Towards in-situ Sensor Network assisted Remote Sensing of Crop Parameters: Poster.”

In Proceedings of the 17th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc), Paderborn, Germany, pp. 385–386, 2016 [Diss1].

DOI 10.1145/2942358.2942408

Abstract Remote sensing data acquired from satellites are a vital information source for precision agriculture to assess current crop conditions. Field measurements of plant parameters, like the Leaf Area Index (LAI), serve as a crucial basis to validate parameter maps derived from satellite images. Traditionally, in-situ LAI measurements are collected manually. Therefore, the assessment is cost-intensive and the temporal availability of measurements is limited. Measurements provided by small sensor devices organized in a Wireless Sensor Network (WSN) are a low-cost alternative to manual field measurements. They allow a precise LAI determination with high temporal resolution at many different locations in a field or even an entire region. These information are highly demanded for the validation of spatial information on crop conditions derived from image data acquired by modern satellites like Sentinel-2.

5.2 Paper 1: On the Potential of Wireless Sensor Networks for the In-Field Assessment of Bio-Physical Crop Parameters

Jan Bauer, Bastian Siegmann, Thomas Jarmer, and Nils Aschenbruck.

“On the Potential of Wireless Sensor Networks for the In-Field Assessment of Bio-Physical Crop Parameters.”

In Proceedings of the 9th IEEE International Workshop on Practical Issues In Building Sensor Network Applications (SenseApp) in conjunction with the 39th IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN), Edmonton, Canada, pp. 523–530, 2014 [**Diss2**].

DOI 10.1109/LCNW.2014.6927698

Abstract The exploration of bio-physical crop parameters is fundamental for the efficiency of smart agriculture. The Leaf Area Index (LAI) is one of the most important crop parameters and serves as a valuable indicator for yield-limiting processes. It contributes to situational awareness ranging from agricultural optimization to global economy. In this paper, we investigate the potential of Wireless Sensor Networks (WSNs) for the in-field assessment of bio-physical crop parameters. Our experiences using commercial off-the-shelf (COTS) sensor nodes for the indirect and nondestructive LAI estimation are described. Furthermore, we present the design of our measurement architecture and results of various in-field measurements. By directly comparing the results achieved by WSN technology with those of a conventional approach, represented by a widely used standard instrument, we analyze whether bio-physical crop characteristics can be derived from WSN data with a desired accuracy. Moreover, we propose a simple approach to significantly enhance the accuracy of COTS sensor nodes for LAI estimation while, at the same time, reveal open challenges.

5.3 Article 1: On the Potential of Wireless Sensor Networks for the In-Situ Assessment of Crop Leaf Area Index

Jan Bauer, Bastian Siegmann, Thomas Jarmer, and Nils Aschenbruck.

“On the Potential of Wireless Sensor Networks for the In-Situ Assessment of Crop Leaf Area Index.”

Elsevier Computers and Electronics in Agriculture (COMPAG), vol. 128, pp. 149–159, Oct. 2016 [Diss3].

DOI 10.1016/j.compag.2016.08.019

Abstract A precise and continuous in-situ monitoring of bio-physical crop parameters is crucial for the efficiency and sustainability in modern agriculture. The Leaf Area Index (LAI) is an important key parameter allowing to derive vital crop information. As it serves as a valuable indicator for yield-limiting processes, it contributes to situational awareness ranging from agricultural optimization to global economy. This paper presents a feasible, robust, and low-cost modification of commercial off-the-shelf Photosynthetically Active Radiation (PAR) sensors, which significantly enhances the potential of Wireless Sensor Network (WSN) technology for non-destructive in-situ LAI assessment. In order to minimize environmental influences such as direct solar radiation and scattering effects, we upgrade such a sensor with a specific diffuser combined with an appropriate optical band-pass filter. We propose an implementation of a distributed WSN application based on a simplified model of light transmittance through the canopy and validate our approach in various field campaigns exemplarily conducted in maize cultivars. Since a ground truth LAI is very difficult to obtain, we use the LAI-2200, one of the most widely established standard instruments, as a reference. We evaluate the accuracy of LAI estimates derived from the analysis of PAR sensor data and the robustness of our sensor modification. As a result, an extensive comparative analysis emphasizes a strong linear correlation ($r^2 = 0.88$, RMSE = 0.28) between both approaches. Hence, the proposed WSN-based approach enables a promising alternative for a flexible and continuous LAI monitoring.

5.4 Paper 2: Smart fLAIr: a Smartphone Application for Fast LAI Retrieval using Ambient Light Sensors

Jan Bauer, Bastian Siegmann, Thomas Jarmer, and Nils Aschenbruck.

“Smart fLAIr: A Smartphone Application for Fast LAI Retrieval using Ambient Light Sensors.”

In Proceedings of the IEEE Sensors Applications Symposium (SAS), Catania, Italy, 6 pages, 2016 [Diss4].

DOI 10.1109/SAS.2016.7479880

Abstract The efficiency of precision agriculture fundamentally depends on the exploration of bio-physical and bio-chemical plant parameters and the assessment of current crop conditions. The Leaf Area Index (LAI) represents one of the most important crop parameters and is defined as the ratio of foliage area to ground area. It is widely-used in agriculture and agronomy as it indicates yield-limiting processes. In this paper, we present Smart fLAIr (fast LAI retrieval), a novel smartphone application for a low-cost in-situ LAI estimation. This estimation is based on the gap fraction analysis, a widespread indirect and non-destructive methodology. For that purpose, Smart fLAIr leverages the smartphone’s internal Ambient Light Sensor (ALS). However, in order to improve the gap fraction accuracy, we enhance the ALS by a diffuser cap combined with an optical band-pass filter. Our prototype is implemented on the Android platform with a focus on usability aspects and its practicability. Conducting a comparative analyses with a commercial instrument, we successfully evaluated this prototype for maize canopies. The convincing performance of our approach in terms of accuracy and stability highlights the potential of Smart fLAIr as a valuable alternative for in-situ LAI assessment.

5.5 Paper 3: Design and Implementation of an Agricultural Monitoring System for Smart Farming

Jan Bauer and Nils Aschenbruck.

“Design and Implementation of an Agricultural Monitoring System for Smart Farming.”

In Proceedings of the IEEE IoT Vertical and Topical Summit on Agriculture – Tuscany (IOT Tuscany), Monteriggioni, Italy, 6 pages, 2018 [Diss5].

DOI 10.1109/IOT-TUSCANY.2018.8373022

Abstract The integration of modern information technologies into industrial agriculture has already contributed to yield increases in the last decades. Nowadays, the emerging Internet of Things (IoT) along with Wireless Sensor Networks (WSNs) with their low-cost sensors and actors enable novel applications and new opportunities for a more precise, site-specific, and sustainable agriculture in the context of Smart Farming. In this paper, we present a holistic agricultural monitoring system, its design, and its architectural implementation. The system primarily focuses on in-situ assessment of the Leaf Area Index (LAI), a very important crop parameter. Moreover, we introduce real-world challenges and experiences gained in various deployments. Finally, first results are exemplarily demonstrated in order to briefly address the potential of our system.

5.6 Article 2: Processing and Filtering of Leaf Area Index Time Series Assessed by In-Situ Wireless Sensor Networks

Jan Bauer, Thomas Jarmer, Siegfried Schittenhelm, Bastian Siegmann, and Nils Aschenbruck.

“Processing and Filtering of Leaf Area Index Time Series Assessed by In-Situ Wireless Sensor Networks.”

Elsevier Computers and Electronics in Agriculture (COMPAG), vol. 165, article 104867, 14 pages, Oct. 2019 [Diss6].

DOI 10.1016/j.compag.2019.104867

Abstract A precise and up-to-date situational awareness of crop conditions is important for precision farming. The temporally continuous monitoring of relevant crop parameters has recently been shown to assist in a large number of applications. In this context, the Leaf Area Index (LAI) is a key parameter. However, continuous LAI monitoring using traditional assessment methods is hardly possible and very expensive. For this reason, low-cost sensors based on Wireless Sensor Network (WSN) technology have been developed and interconnected to agricultural in-situ sensor networks that seem promising for LAI assessment. In this paper, an approach for the processing and filtering of distributed in-situ sensor data for a credible LAI estimation is proposed. This approach is developed based on a long-term WSN deployment in experimental plots with different wheat cultivars (*Triticum aestivum* L.) and water regimes. Non-negligible environmental impacts on radiation-based LAI assessment are also taken into account. A comparative analysis with a conventional LAI instrument shows that WSNs with adequately processed data gathered by low-cost sensors have the potential to produce credible LAI trajectories with high temporal resolution, that fit the dynamic crop growth process. Moreover, they are also shown to be able to detect yield-limiting trends and even to differentiate between individual wheat cultivars. Hence, those WSNs enable new applications and can greatly support modern crop management, cultivation, and plant breeding.

5.7 Article 3: Towards a low-cost RSSI-based Crop Monitoring

Jan Bauer and Nils Aschenbruck.

“Towards a low-cost RSSI-based Crop Monitoring.”

ACM Transactions on Internet of Things (TIOT), vol. 1(4), article 21, 26 pages, Jun.2020 [Diss7].

DOI 10.1145/3393667

Abstract The continuous monitoring of crop growth is crucial for site-specific and sustainable farm management in the context of precision agriculture. With the help of precise in situ information, agricultural practices, such as irrigation, fertilization, and plant protection, can be dynamically adapted to the changing needs of individual sites, thereby supporting yield increases and resource optimization. Nowadays, IoT technology with networked sensors deployed in greenhouses and farmlands already contributes to in situ information. In addition to existing soil sensors for moisture or nutrient monitoring, there are also (mainly optical) sensors to assess growth developments and vital conditions of crops. This article presents a novel and complementary approach for a low-cost crop sensing that is based on temporal variations of the signal strength of low-power IoT radio communication. To this end, the relationship between crop growth, represented by the Leaf Area Index (LAI), and the attenuation of signal propagation of low-cost radio transceivers is investigated. Real-world experiments in wheat fields show a significant correlation between LAI and Received Signal Strength Indicator (RSSI) time series. Moreover, influencing meteorological factors are identified and their effects are analyzed. Including these factors, a multiple linear model is finally developed that enables an RSSI-based LAI estimation with great potential.

Abkürzungsverzeichnisse

Fachliche Abkürzungen

ALS	Ambient Light Sensor
App	(Smartphone-)Application
COTS	commercial off-the-shelf
CTF	Controlled Traffic Farming
DHP	Digital Hemispherical Photography
DOY	Day of Year
DS	drought-stress (trockenstressinduzierender Standort)
DTN	Delay Tolerant Networking
FMIS	Farm Management Information System
FOV	Field of View
fPAR	fraction of absorbed Photosynthetically Active Radiation
GI	Greenness Index
GLAI	Green LAI (Leaf Area Index)
GNSS-R	GNSS-Reflectometry
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
ICA	Independent Component Analysis
IoT	Internet of Things
LAI	Leaf Area Index (dt. Blattflächenindex)
LAN	Local Area Network
LDR	Light Dependent Resistor
LiDAR	Light Detection And Ranging
LoRaWAN	Long Range Wide Area Network
LQ	Link Quality
LQI	Link Quality Indication
MCU	Microcontroller Unit
MCS	Mobile Crowdsensing
NIR	near Infrared (dt. nahes Infrarot-(Spektrum des Lichts))
nRMSE	Normalized RMSE
PAI	Plant Area Index
PAR	Photosynthetically Active Radiation
PLMN	Public Land Mobile Network

RAM	Random-Access Memory
RGB	Rot, Grün und Blau (RGB-Farbraum)
RMSE	Root-Mean-Square Error
ROM	Read-Only Memory
RSSI	Received Signal Strength Indicator
RTM	Radiative Transfer Model
SSCM	Site-Specific Crop Management
SZA	Solar Zenith Angle
TLS	Terrestrial Laser Scanning
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
USB	Universal Serial Bus
VIS	visible (dt. sichtbares (Spektrum des Lichts))
VRT	Variable Rate Technology
WLAN	Wireless LAN
WSN	Wireless Sensor Network
WW	well-watered (wohlbewässerter Standort)

Systeme, Protokolle und Standards

4S	Smart Surface Sensing System [Kim et al., 2019]
FOCUS	Fast Optimal Cost redUcing deployment Scheme [Yuan et al., 2009]
LAINet	LAI Network [Qu et al., 2014b]
MLAOS	Multi-Point Linear Array of Optical Sensors [Qu et al., 2014a]
MQTT	Message Queue Telemetry Transport [OASIS, 2014]
PASTiS-57	PAI Autonomous System from Transmittance Sensors at 57 ° [Fang et al., 2018], [Brede et al., 2018]
protobuf	Google Protocol Buffers, https://developers.google.com/protocol-buffers/
Smart fLAIr	Smartphone Application for fast LAI retrieval [Diss4]

Organisationen, Institute und Unternehmen

DWD	Deutscher Wetterdienst
FAO	Food and Agriculture Organization
HOS	Hochschule Osnabrück – Agrarökologie und umweltschonende Landbewirtschaftung
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
INRA	Institut National de la Recherche Agronomique
JKI	Julius Kühn-Institut – Institut für Pflanzenbau und Bodenkunde
TI	Texas Instruments

Weitere Abkürzungen aus Publikationen (Kap. 5)

AH	Absolute Humidity
CAT	Category
CC	Cloud Coverage
DEM	Digital Elevation Model
EXIF	Exchangeable Image File Format
FEC	Forward Error Correction
GPIO	General Purpose Input/Output
GUI	Graphical User Interface
I²C	Inter-Integrated Circuit
ISM	Industrial, Scientific, and Medical
LAI_{max}	LAI maximum
LOS	Line of Sight
LPL	Low Power Listening
LTE	Long Term Evolution
MA	Moving Average
MLA	Mean Leaf Angle
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NTP	Network Time Protocol
OLS	Ordinary Least Squares
PDR	Packet Delivery Ratio
PER	Packet Error Ratio
PRR	Packet Reception Ratio
RH	Relative Humidity
RoI	Return on Investment
ROS	Rain-Out Shelter
RS	Remote Sensing
RTC	Real Time Clock
SMA	Simple Moving Average
SN	Sequence Number
SPI	Serial Peripheral Interface
SR	Solar Radiation
T	Temperature
TWI	Topographic Wetness Index
UART	Universal Asynchronous Receiver-Transmitter
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
UPS	Uninterruptible Power Supply
VWC	Vegetation Water Content

Eigene Publikationsliste

Publikationen im Rahmen der Dissertation

- [Diss1] J. Bauer, B. Siegmann, T. Jarmer, and N. Aschenbruck, “Towards in-situ Sensor Network assisted Remote Sensing of Crop Parameters: Poster,” in *Proc. of the 17th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc)*. Paderborn, Germany: ACM, Jul. 2016, pp. 385–386, DOI: 10.1145/2942358.2942408.
- [Diss2] J. Bauer, B. Siegmann, T. Jarmer, and N. Aschenbruck, “On the Potential of Wireless Sensor Networks for the In-Field Assessment of Bio-Physical Crop Parameters,” in *Proc. of the 9th IEEE International Workshop on Practical Issues In Building Sensor Network Applications (SenseApp) in conjunction with the 39th IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN)*. Edmonton, Canada: IEEE, Sep. 2014, pp. 523–530, DOI: 10.1109/LCNW.2014.6927698.
- [Diss3] J. Bauer, B. Siegmann, T. Jarmer, and N. Aschenbruck, “On the Potential of Wireless Sensor Networks for the In-Situ Assessment of Crop Leaf Area Index,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 128, pp. 149–159, Oct. 2016, DOI: 10.1016/j.compag.2016.08.019.
- [Diss4] J. Bauer, B. Siegmann, T. Jarmer, and N. Aschenbruck, “Smart fLAIr: A Smartphone Application for Fast LAI Retrieval using Ambient Light Sensors,” in *Proc. of the IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*. Catania, Italy: IEEE, Apr. 2016, 6 pages, DOI: 10.1109/SAS.2016.7479880.
- [Diss5] J. Bauer and N. Aschenbruck, “Design and Implementation of an Agricultural Monitoring System for Smart Farming,” in *Proc. of the IEEE IoT Vertical and Topical Summit on Agriculture – Tuscany (IOT Tuscany)*. Monteriggioni, Italy: IEEE, May 2018, 6 pages, DOI: 10.1109/IOT-TUSCANY.2018.8373022.
- [Diss6] J. Bauer, T. Jarmer, S. Schittenhelm, B. Siegmann, and N. Aschenbruck, “Processing and Filtering of Leaf Area Index Time Series Assessed by In-Situ Wireless Sensor Networks,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 165, pp. 104867:1–104867:14, Oct. 2019, DOI: 10.1016/j.compag.2019.104867.
- [Diss7] J. Bauer and N. Aschenbruck, “Towards a low-cost RSSI-based Crop Monitoring,” *ACM Transactions on Internet of Things (TIOT)*, vol. 1 (4), pp. 21:1–21:26, Jun. 2020, DOI: 10.1145/3393667.

Weitere eigene Publikationen

- [Own1] J. Bauer, N. Aschenbruck, R. Ernst, E. Gerhards-Padilla, and P. Martini, “Optimizing ODMRP for underwater networks,” in *Proc. of the Military Communications Conference (MILCOM)*. San Jose, CA, USA: IEEE, Oct. 2010, pp. 623–628, DOI: 10.1109/MILCOM.2010.5680458.
- [Own2] J. Bauer, N. Aschenbruck, R. Ernst, and E. Gerhards-Padilla, “Parametrization of Terrestrial Ad-Hoc Routing Protocols for Tactical Underwater Networks,” in *Proc. of the International Workshop on Tactical Mobile Ad Hoc Networking (Tactical MANET) in conjunction with the 12th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc)*. Paris, France: ACM, May 2011, 9 pages.
- [Own3] N. Aschenbruck, J. Bauer, J. Bieling, E. Gerhards-Padilla, and M. Schwamborn, “WSNLab – a security testbed for WSNs,” in *Proc. of the 6th Future Security Research Conference (Future Security)*. Berlin, Germany: Fraunhofer Verlag, Sep. 2011, pp. 575–579.

- [Own4] N. Aschenbruck, J. Bauer, J. Bieling, A. Bothe, and M. Schwamborn, “Demo: WSNLab – A Security Testbed and Security Architecture for WSNs,” in *Proc. of the 36th IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN)*. Bonn, Germany: IEEE, Oct. 2011, 3 pages, https://www.ieeeln.org/prior/LCN36/lcn36demos/lcn-demo2011_aschenbruck_2.pdf (visited on 24/06/2020).
- [Own5] N. Aschenbruck, J. Bauer, R. Ernst, C. Fuchs, and J. Kirchhoff, “Poster: Deploying a Mesh-based Command and Control Sensing System in a Disaster Area Maneuver,” in *Proc. of the 9th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*. Seattle, Washington, USA: ACM, Nov. 2011, pp. 335–336, DOI: 10.1145/2070942.2070977.
- [Own6] N. Aschenbruck, J. Bauer, R. Ernst, C. Fuchs, and J. Kirchhoff, “Demo: A Mesh-based Command and Control Sensing System for Public Safety Scenarios,” in *Proc. of the 9th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*. Seattle, Washington, USA: ACM, 2011, pp. 395–396, DOI: 10.1145/2070942.2071007.
- [Own7] N. Aschenbruck, J. Bauer, J. Bieling, A. Bothe, and M. Schwamborn, “A Security Architecture and Modular Intrusion Detection System for WSNs,” in *Proc. of the 9th International Conference on Networked Sensing Systems (INSS)*. Antwerp, Belgium: IEEE, Jun. 2012, 8 pages, DOI: 10.1109/INSS.2012.6240521.
- [Own8] N. Aschenbruck, J. Bauer, J. Bieling, A. Bothe, and M. Schwamborn, “Let’s Move: Adding Arbitrary Mobility to WSN Testbeds,” in *Proc. of the 21st International IEEE Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN)*. Munich, Germany: IEEE, Jul. 2012, 7 pages, DOI: 10.1109/ICCCN.2012.6289190.
- [Own9] N. Aschenbruck, J. Bauer, J. Bieling, A. Bothe, and M. Schwamborn, “Selective and Secure Over-The-Air Programming for Wireless Sensor Networks,” in *Proc. of the 6th International Workshop on Wireless Mesh and Ad Hoc Networks (WiMAN 2012) in conjunction with the 21st International IEEE Conference on Computer Communication Networks (ICCCN)*. Munich, Germany: IEEE, Jul. 2012, 6 pages, DOI: 10.1109/ICCCN.2012.6289278.
- [Own10] J. Bauer, N. Aschenbruck, R. Ernst, C. Fuchs, and S. A. Jopen, “BonnSens: A Mesh-based Command and Control Sensing System for Public Safety Scenarios,” *PIK – Praxis der Informationsverarbeitung und Kommunikation*, vol. 36, no. 1, p. 51, Feb. 2013, DOI: 10.1515/pik-2012-0066.
- [Own11] J. Kirchhoff, J. Bauer, R. Ernst, C. Fuchs, S. A. Jopen, and N. Aschenbruck, “Extending ODMRP for On-site Deployments in Disaster Area Scenarios,” in *Proc. of the 32nd International Performance Computing and Communications Conference (IPCCC)*. San Diego, CA, USA: IEEE, Dec. 2013, 10 pages, DOI: 10.1109/PCCC.2013.6742790.
- [Own12] J. Bauer, B. Siegmann, T. Jarmer, and N. Aschenbruck, “Fast LAI Retrieval with Smart fLAIR,” in *the 4th Mobile App Competition in conjunction with the 22nd ACM International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom)*. NYC, New York, USA: ACM, Oct. 2016, 1 page, http://sys.cs.uos.de/smartflair/MobiCom16_Smart-fLAIR_proposal.pdf (visited on 24/06/2020).
- [Own13] L. Huning, J. Bauer, and N. Aschenbruck, “A Privacy Preserving Mobile Crowdsensing Architecture for a Smart Farming Application,” in *Proc. of the 1st ACM Workshop on Mobile Crowdsensing Systems and Applications (CrowdSenSys) in conjunction with the 15th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*. Delft, Netherlands: ACM, Nov. 2017, pp. 62–67, DOI: 10.1145/3139243.3139250.
- [Own14] J. Bauer and N. Aschenbruck, “Measuring and Adapting MQTT in Cellular Networks for Collaborative Smart Farming,” in *Proc. of the 42nd IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN)*. Singapore: IEEE, Oct. 2017, pp. 294–302, DOI: 10.1109/LCN.2017.81.
- [Own15] B. Schütz, J. Bauer, and N. Aschenbruck, “Improving Energy Efficiency of MQTT-SN in Lossy Environments Using Seed-based Network Coding,” in *Proc. of the 42nd IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN)*. Singapore: IEEE, Oct. 2017, pp. 286–293, DOI: 10.1109/LCN.2017.87.
- [Own16] J. Bauer, F. Gehrs, M. Jatzlau, and S. Scheuren, “Dezentraler Marktplatz in einer offenen, dezentralen Software-Plattform für landwirtschaftliche Dienstleistungen,” in *Proc. of the 38th GIL-Jahrestagung – Digitale Marktplätze und Plattformen (GIL)*. Kiel, Germany: Gesellschaft für

- Informatik e.V., Feb. 2018, pp. 35–38, https://www.gil-net.de/Publikationen/30_35.pdf (visited on 24/06/2020).
- [Own17] J. Bauer, R. Helmke, A. Bothe, and N. Aschenbruck, “CAN’t track us: Adaptable Privacy for ISOBUS Controller Area Networks,” *Computer Standards & Interfaces*, vol. 66, pp. 103344:1–103344:13, Oct. 2019, DOI: 10.1016/j.csi.2019.04.003.
- [Own18] A. Bothe, J. Bauer, and N. Aschenbruck, “RFID-assisted Continuous User Authentication for IoT-based Smart Farming,” in *Proc. of the International Conference on RFID – Technology and Applications (RFID-TA)*. Pisa, Italy: IEEE, Sep. 2019, pp. 505–510, DOI: 10.1109/RFID-TA.2019.8892140.
- [Own19] J. Bauer, R. Helmke, T. Zimmermann, A. Bothe, M. Löpmeier, and N. Aschenbruck, “*Crypto CAN’t* – Confidentiality and Privacy for CAN/ISOBUS Networks in Precision Agriculture,” in *Demo at the 44th IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN)*. Osnabrück, Germany: IEEE, Oct. 2019, DOI: 10.13140/RG.2.2.24012.97920.
- [Own20] R. Helmke, J. Bauer, A. Bothe, and N. Aschenbruck, “CAN’t – An ISOBUS Privacy Proxy for Collaborative Smart Farming,” in *Poster Paper for the International Performance Computing and Communications Conference (IPCCC)*. London, England, UK: IEEE, Oct. 2019, DOI: 10.1109/IPCCC47392.2019.8958765.
- [Own21] T. Zimmermann, J. Bauer, and N. Aschenbruck, “CryptoCAN – Ensuring Confidentiality in Controller Area Networks for Agriculture,” in *Jahrestagung des Fachbereichs Sicherheit – Schutz und Zuverlässigkeit der GI (SICHERHEIT 2020)*. Göttingen, Germany: Gesellschaft für Informatik e.V., 2020, pp. 79–90, DOI: 10.18420/sicherheit2020_06.

Literaturverzeichnis

- [Akyildiz et al., 2002] Akyildiz, I. F., Su, W., Sankarasubramaniam, Y. und Cayirci, E. (2002). Wireless Sensor Networks: A Survey. *Computer Networks*, 38(4):393–422. DOI: 10.1016/S1389-1286(01)00302-4.
- [Asam, 2014] Asam, S. (2014). *Potential of high resolution remote sensing data for Leaf Area Index derivation using statistical and physical models*. Dissertation, Universität Würzburg.
- [Asner et al., 2003] Asner, G. P., Scurlock, J. M. O. und Hicke, J. A. (2003). Global synthesis of leaf area index observations: implications for ecological and remote sensing studies. *Global Ecology and Biogeography*, 12(3):191–205. DOI: 10.1046/j.1466-822X.2003.00026.x.
- [Auernhammer, 2001] Auernhammer, H. (2001). Precision farming — the environmental challenge. *Computers and Electronics in Agriculture*, 30(1–3):31–43. DOI: 10.1016/S0168-1699(00)00153-8.
- [Baccour et al., 2012] Baccour, N., Koubâa, A., Mottola, L., Zúñiga, M. A., Youssef, H., Boano, C. A. und Alves, M. (2012). Radio Link Quality Estimation in Wireless Sensor Networks: A Survey. *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, 8(4):34:1–34:33. DOI: 10.1145/2240116.2240123.
- [Baronti et al., 2007] Baronti, P., Pillai, P., Chook, V. W., Chessa, S., Gotta, A. und Hu, Y. F. (2007). Wireless sensor networks: A survey on the state of the art and the 802.15.4 and ZigBee standards. *Computer Communications*, 30(7):1655–1695. DOI: 10.1016/j.comcom.2006.12.020.
- [Barrenetxea et al., 2008] Barrenetxea, G., Ingelrest, F., Schaefer, G. und Vetterli, M. (2008). The Hitchhiker’s Guide to Successful Wireless Sensor Network Deployments. In *Proc. of the 6th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems (SenSys)*, S. 43–56, Raleigh, NC, USA. ACM. DOI: 10.1145/1460412.1460418.
- [Boegh et al., 2002] Boegh, E., Soegaard, H., Broge, N., Hasager, C. B., Jensen, N. O., Schelde, K., und Thomsen, A. (2002). Airborne multispectral data for quantifying leaf area index, nitrogen concentration, and photosynthetic efficiency in agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 81(2–3):179–193. DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00342-X.
- [Bréda, 2003] Bréda, N. J. J. (2003). Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies. *Journal of Experimental Botany*, 54:2403–2417. DOI: 10.1093/jxb/erg263.
- [Brede et al., 2018] Brede, B., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lauret, N., Baret, F., Clevers, J., Verbesselt, J. und Herold, M. (2018). Monitoring Forest Phenology and Leaf Area Index with the Autonomous, Low-Cost Transmittance Sensor PASTiS-57. *Remote Sensing*, 10(7):1032:1–1032:19. DOI: 10.3390/rs10071032.
- [Burrell et al., 2004] Burrell, J., Brooke, T. und Beckwith, R. (2004). Vineyard Computing: Sensor Networks in Agricultural Production. *IEEE Pervasive Computing*, 3(1):38–45. DOI: 10.1109/MPRV.2004.1269130.
- [Carrano et al., 2014] Carrano, R. C., Passos, D., Magalhaes, L. C. S. und Albuquerque, C. V. N. (2014). Survey and Taxonomy of Duty Cycling Mechanisms in Wireless Sensor Networks. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 16(1):181–194. DOI: 10.1109/SURV.2013.052213.00116.
- [Carter, 1994] Carter, G. A. (1994). Ratios of leaf reflectances in narrow wavebands as indicators of plant stress. *International Journal of Remote Sensing*, 15(3):697–703. DOI: 10.1080/01431169408954109.
- [Chen und Black, 1992] Chen, J. M. und Black, T. A. (1992). Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell & Environment*, 15(4):421–429. DOI: 10.1111/j.1365-3040.1992.tb00992.x.
- [Chen et al., 2016] Chen, Q., Won, D., Akos, D. M. und Small, E. E. (2016). Vegetation Sensing Using GPS Interferometric Reflectometry: Experimental Results With a Horizontally Polarized Antenna. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9:4771–4780. DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2565687.

- [Confalonieri et al., 2013] Confalonieri, R., Foi, M., Casa, R., Aquaro, S., Tona, E., Peterle, M., Boldini, A., Carli, G. D., Ferrari, A., Finotto, G., Guarneri, T., Manzoni, V., Movedi, E., Nisoli, A., Paleari, L., Radici, I., Suardi, M., Veronesi, D., Bregaglio, S., Cappelli, G., Chiodini, M., Dominoni, P., Francone, C., Frasso, N., Stella, T. und Acutis, M. (2013). Development of an app for estimating leaf area index using a smartphone. Trueness and precision determination and comparison with other indirect methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 96:67–74. DOI: 10.1016/j.compag.2013.04.019.
- [Cox, 2002] Cox, S. (2002). Information technology: the global key to precision agriculture and sustainability. *Computers and Electronics in Agriculture*, 36(2–3):93–111. DOI: 10.1016/S0168-1699(02)00095-9.
- [De Bei et al., 2016] De Bei, R., Fuentes, S., Gilliham, M., Tyerman, S., Edwards, E., Bianchini, N., Smith, J. und Collins, C. (2016). VitiCanopy: A Free Computer App to Estimate Canopy Vigor and Porosity for Grapevine. *Sensors*, 16(4):585:1–585:17. DOI: 10.3390/s16040585.
- [EC, 2016] European Commission, Agriculture and Rural Development (2016). A strategic approach to EU agricultural research & innovation – final paper. http://ec.europa.eu/newsroom/horizon2020/document.cfm?doc_id=16669 (aufgerufen am 04.10.2019).
- [Fang et al., 2018] Fang, H., Ye, Y., Liu, W., Wei, S. und Ma, L. (2018). Continuous estimation of canopy leaf area index (LAI) and clumping index over broadleaf crop fields: An investigation of the PASTIS-57 instrument and smartphone applications. *Agricultural and Forest Meteorology*, 253-254:48–61. DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.02.003.
- [Fang et al., 2019] Fang, H., Baret, F., Plummer, S. und Schaepman-Strub, G. (2019). An Overview of Global Leaf Area Index (LAI): Methods, Products, Validation, and Applications. *Reviews of Geophysics (in press)*. DOI: 10.1029/2018RG000608.
- [FAO, 2009] Food and Agriculture Organization (FAO) of the United Nations (2009). How to Feed the World in 2050. http://www.fao.org/fileadmin/templates/wsfs/docs/expert_paper/How_to_Feed_the_World_in_2050.pdf (aufgerufen am 04.10.2019).
- [FAO, 2019] Food and Agriculture Organization (FAO) of the United Nations (2019). FAOSTAT – Statistics of Crop Production. <http://www.fao.org/faostat/en/#data/QC> (aufgerufen am 04.10.2019).
- [Fountas et al., 2015] Fountas, S., Carli, G., Sørensen, C., Tsiropoulos, Z., Cavalaris, C., Vatsanidou, A., Liakos, B., Canavari, M., Wiebenson, J. und Tisserye, B. (2015). Farm management information systems: Current situation and future perspectives. *Computers and Electronics in Agriculture*, 115:40–50. DOI: 10.1016/j.compag.2015.05.011.
- [Francone et al., 2014] Francone, C., Pagani, V., Foi, M., Cappelli, G. und Confalonieri, R. (2014). Comparison of leaf area index estimates by ceptometer and PocketLAI smart app in canopies with different structures. *Field Crops Research*, 155:38–41. DOI: 10.1016/j.fcr.2013.09.024.
- [Garbers, 2014] Garbers, H. (2014). Farming 4.0. In Boes, A. (Hrsg.), *Dienstleistung in der digitalen Gesellschaft*, S. 60–66. Campus.
- [Garrigues et al., 2008] Garrigues, S., Shabanov, N., Swanson, K., Morissette, J., Baret, F. und Myneni, R. (2008). Intercomparison and sensitivity analysis of Leaf Area Index retrievals from LAI-2000, AccuPAR, and digital hemispherical photography over croplands. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(8–9):1193–1209. DOI: 10.1016/j.agrformet.2008.02.014.
- [Gebbers und Adamchuk, 2010] Gebbers, R. und Adamchuk, V. I. (2010). Precision Agriculture and Food Security. *Science*, 327(5967):828–831. DOI: 10.1126/science.1183899.
- [Gernert et al., 2019] Gernert, B., Schlichter, J. und Wolf, L. (2019). PotatoScanner – A Mobile Delay Tolerant Wireless Sensor Node for Smart Farming Applications. In *Proc. of the 15th IEEE Int. Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS)*, S. 106–113, Santorini Island, Greece. DOI: 10.1109/DCOSS.2019.00037.
- [Giesler, 2018] Giesler, S. (2018). Digitalisierung in der Landwirtschaft — vom Precision Farming zum Farming 4.0. BIOPRO Baden-Württemberg GmbH. <https://www.biooekonomie-bw.de/fachbeitrag/dossier/digitalisierung-in-der-landwirtschaft-vom-precision-farming-zum-farming-40> (aufgerufen am 04.10.2019).

-
- [Grömping, 2006] Grömping, U. (2006). Relative Importance for Linear Regression in R: The Package relaimpo. *Journal of Statistical Software*, 17:1–27. DOI: 10.18637/jss.v017.i01.
- [HAMAMATSU, 2014] Hamamatsu (2014). Si photodiode S1087/S1133 series – Ceramic package photodiodes with low dark current. http://www.hamamatsu.com/resources/pdf/ssd/s1087_etc_kspd1039e.pdf (aufgerufen am 04.10.2019).
- [Hartung et al., 2017] Hartung, R., Kulau, U., Gernert, B., Rottmann, S. und Wolf, L. (2017). On the Experiences with Testbeds and Applications in Precision Farming. In *Proc. of the 1st ACM Int. Workshop on the Engineering of Reliable, Robust, and Secure Embedded Wireless Sensing Systems (FAILSAFE)*, S. 54–61, Delft, Netherlands. DOI: 10.1145/3143337.3143338.
- [ITU-R, 2016] ITU-R (2016). Recommendation P.833-9 – Attenuation in vegetation. Technischer Bericht, International Telecommunication Union (ITU).
- [ITU-R, 2017] ITU-R (2017). Recommendation P.618-13 – Propagation data and prediction methods required for the design of Earth-space telecommunication systems. Technischer Bericht, International Telecommunication Union (ITU).
- [ITU-T, 2012] ITU-T (2012). Recommendation Y.2060 – Overview of the Internet of things. Technischer Bericht, International Telecommunication Union (ITU).
- [Jarmer, 2013] Jarmer, T. (2013). Spectroscopy and hyperspectral imagery for monitoring summer barley. *International Journal of Remote Sensing*, 34(17):6067–6078. DOI: 10.1080/01431161.2013.793871.
- [Jayaraman et al., 2016] Jayaraman, P., Yavari, A., Georgakopoulos, D., Morshed, A. und Zaslavsky, A. (2016). Internet of Things Platform for Smart Farming: Experiences and Lessons Learnt. *Sensors – Special Issue on Sensors for Agriculture*, 16(11):1884:1–1884:17. DOI: 10.3390/s16111884.
- [Jonckheere et al., 2004] Jonckheere, I., Fleck, S., Nackaerts, K., Muys, B., Coppin, P., Weiss, M. und Baret, F. (2004). Review of methods for in situ leaf area index determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1–2):19–35. DOI: 10.1016/j.agrformet.2003.08.027.
- [Kanning et al., 2018] Kanning, M., Kühling, I., Trautz, D. und Jarmer, T. (2018). High-Resolution UAV-Based Hyperspectral Imagery for LAI and Chlorophyll Estimations from Wheat for Yield Prediction. *International Journal of Remote Sensing*, 10(12):2000:1–2000:18. DOI: 10.3390/rs10122000.
- [Khanna und Kaur, 2019] Khanna, A. und Kaur, S. (2019). Evolution of Internet of Things (IoT) and its significant impact in the field of Precision Agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 157:218–231. DOI: 10.1016/j.compag.2018.12.039.
- [Kim et al., 2019] Kim, J., Ryu, Y., Jiang, C. und Hwang, Y. (2019). Continuous observation of vegetation canopy dynamics using an integrated low-cost, near-surface remote sensing system. *Agricultural and Forest Meteorology*, 264:164–177. DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.09.014.
- [Kobayashi et al., 2013] Kobayashi, H., Ryu, Y., Baldocchi, D. D., Welles, J. M. und Norman, J. M. (2013). On the correct estimation of gap fraction: How to remove scattered radiation in gap fraction measurements? *Agricultural and Forest Meteorology*, 174–175(0):170–183. DOI: 10.1016/j.agrformet.2013.02.013.
- [Kulau et al., 2015] Kulau, U., Schildt, S., Rottmann, S., Gernert, B. und Wolf, L. (2015). PotatoNet – Outdoor WSN Testbed for Smart Farming Applications. In *Proc. of the 14th GI/ITG KuVS Fachgespräch Drahtlose Sensornetze (FGSN)*, 3 Seiten, Erlangen, Germany.
- [Langendoen et al., 2006] Langendoen, K., Baggio, A. und Visser, O. (2006). Murphy loves potatoes: experiences from a pilot sensor network deployment in precision agriculture. In *Proc. of 20th Int. Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS)*, Rhodes Island, Greece. DOI: 10.1109/IPDPS.2006.1639412.
- [Levis et al., 2005] Levis, P., Madden, S., Polastre, J., Szewczyk, R., Whitehouse, K., Woo, A., Gay, D., Hill, J., Welsh, M., Brewer, E. und Culler, D. (2005). TinyOS: An Operating System for Sensor Networks. In Weber, W., Rabaey, J. M. und Aarts, E. (Hrsg.), *Ambient Intelligence*, S. 115–148. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: 10.1007/3-540-27139-2_7.
- [Li et al., 2015] Li, X., Liu, Q., Yang, R., Zhang, H., Zhang, J. und Cai, E. (2015). The Design and Implementation of the Leaf Area Index Sensor. *Sensors*, 15(3):6250–6269. DOI: 10.3390/s150306250.

- [LI-COR, 2017] LI-COR Biosciences (2017). LAI-2200C Plant Canopy Analyzer – Instruction Manual. <https://www.licor.com/documents/fqjn5mlu8c1a7zir5qe1> (aufgerufen am 04.10.2019).
- [Luomala und Hakala, 2015] Luomala, J. und Hakala, I. (2015). Effects of temperature and humidity on radio signal strength in outdoor wireless sensor networks. In *Proc. of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, S. 1247–1255, Łódź, Poland. DOI: 10.15439/2015F241.
- [McEldowney, 2019] McEldowney, J. (2019). EU agricultural research and innovation (PE 630.358). European Parliamentary Research Service (EPRS). [http://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2019/630358/EPRS_BRI\(2019\)630358_EN.pdf](http://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2019/630358/EPRS_BRI(2019)630358_EN.pdf) (aufgerufen am 04.10.2019).
- [Mo et al., 2009] Mo, L., He, Y., Liu, Y., Zhao, J., Tang, S.-J., Li, X.-Y. und Dai, G. (2009). Canopy closure estimates with GreenOrbs: sustainable sensing in the forest. In *Proc. of the 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*, S. 99–112, Berkeley, CA, USA. DOI: 10.1145/1644038.1644049.
- [Monsi und Saeki, 2005] Monsi, M. und Saeki, T. (2005). On the Factor Light in Plant Communities and its Importance for Matter Production. *Annals of Botany*, 95(3):549–567 (originally published in German: Über den Lichtfaktor in den Pflanzengesellschaften und Seine Bedeutung für die Stoffproduktion. Japanese Journal of Botany, 1953). DOI: 10.1093/aob/mci052.
- [Nikkilä et al., 2010] Nikkilä, R., Seilonen, I. und Koskinen, K. (2010). Software architecture for farm management information systems in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture – Special issue on Information and Communication Technologies in Bio and Earth Sciences*, 70(2):328–336. DOI: 10.1016/j.compag.2009.08.013.
- [OASIS, 2014] OASIS Standard, Banks, A. und Gupta, R. (Eds.) (2014). MQTT Version 3.1.1. <http://docs.oasis-open.org/mqtt/mqtt/v3.1.1/os/mqtt-v3.1.1-os.html> (aufgerufen am 04.10.2019).
- [Ojha et al., 2015] Ojha, T., Misra, S. und Raghuvanshi, N. S. (2015). Wireless sensor networks for agriculture: The state-of-the-art in practice and future challenges. *Computers and Electronics in Agriculture*, 118:66–84. DOI: 10.1016/j.compag.2015.08.011.
- [Polastre et al., 2005] Polastre, J., Szewczyk, R. und Culler, D. (2005). Telos: enabling ultra-low power wireless research. In *Proc. of the 4th Int. Symposium on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*, S. 364–369, Los Angeles, CA, USA. DOI: 10.1109/IPSN.2005.1440950.
- [Qu et al., 2014a] Qu, Y., Fu, L., Han, W., Zhu, Y. und Wang, J. (2014a). MLAOS: A Multi-Point Linear Array of Optical Sensors for Coniferous Foliage Clumping Index Measurement. *Sensors*, 14(5):9271–9289. DOI: 10.3390/s140509271.
- [Qu et al., 2014b] Qu, Y., Han, W., Fu, L., Li, C., Song, J., Zhou, H., Bo, Y. und Wang, J. (2014b). LAINet — A wireless sensor network for coniferous forest leaf area index measurement: Design, algorithm and validation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 108:200–208. DOI: 10.1016/j.compag.2014.08.003.
- [Qu et al., 2014c] Qu, Y., Zhu, Y., Han, W., Wang, J. und Ma, M. (2014c). Crop Leaf Area Index Observations With a Wireless Sensor Network and Its Potential for Validating Remote Sensing Products. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(2):431–444. DOI: 10.1109/JSTARS.2013.2289931.
- [Qu et al., 2016] Qu, Y., Meng, J., Wan, H. und Li, Y. (2016). Preliminary study on integrated wireless smart terminals for leaf area index measurement. *Computers and Electronics in Agriculture*, 129:56–65. DOI: 10.1016/j.compag.2016.09.011.
- [Qu et al., 2017] Qu, Y., Wang, J., Song, J. und Wang, J. (2017). Potential and Limits of Retrieving Conifer Leaf Area Index Using Smartphone-Based Method. *Forests – Special Issue on Remote Sensing of Leaf Area Index (LAI) and Other Vegetation Parameters*, 8(6):217:1–217:14. DOI: 10.3390/f8060217.
- [Rankine et al., 2014] Rankine, C. J., Sanchez-Azofeifa, G. A. und MacGregor, M. H. (2014). Seasonal wireless sensor network link performance in boreal forest phenology monitoring. In *Proc. of the 11th IEEE Int. Conference on Sensing, Communication, and Networking (SECON)*, S. 302–310, Singapore. DOI: 10.1109/SAHCN.2014.6990366.
- [Rehman et al., 2014] Rehman, A.-u., Abbasi, A. Z., Islam, N. und Shaikh, Z. A. (2014). A Review of Wireless Sensors and Networks’ Applications in Agriculture. *Computer Standards & Interfaces*, 36(2):263–270. DOI: 10.1016/j.csi.2011.03.004.

-
- [Richter et al., 2005] Richter, J., Caldeirinha, R. F. S., Al-Nuaimi, M. O., Seville, A., Rogers, N. C. und Savage, N. (2005). A generic narrowband model for radiowave propagation through vegetation. In *Proc. of the 61st IEEE Vehicular Technology Conference (VTC)*, Band 1, S. 39–43, Stockholm, Sweden. DOI: 10.1109/VETECS.2005.1543245.
- [Ruckelshausen et al., 2009] Ruckelshausen, A., Biber, P., Doma, M., Gremmes, H., Klose, R., Linz, A., Rahne, R., Resch, R., Thiel, M., Trautz, D. und U., W. (2009). BoniRob: An autonomous field robot platform for individual plant phenotyping. *Precision Agriculture*, S. 841–847.
- [Ryu et al., 2012] Ryu, Y., Verfaillie, J., Macfarlane, C., Kobayashi, H., Sonnentag, O., Vargas, R., Ma, S. und Baldocchi, D. D. (2012). Continuous observation of tree leaf area index at ecosystem scale using upward-pointing digital cameras. *Remote Sensing of Environment*, 126:116–125. DOI: 10.1016/j.rse.2012.08.027.
- [Schittenhelm et al., 2019] Schittenhelm, S., Kottmann, L., Kraft, M., Matschiner, K. und Langkamp-Wedde, T. (2019). Agronomic performance of winter wheat grown under highly divergent soil moisture conditions in rainfed and water-managed environments. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 205(3):283–294. DOI: 10.1111/jac.12322.
- [Schittenhelm et al., 2014] Schittenhelm, S., Kraft, M. und Wittich, K.-P. (2014). Performance of winter cereals grown on field-stored soil moisture only. *European Journal of Agronomy*, 52:247–258. DOI: 10.1016/j.eja.2013.08.010.
- [Shimojo et al., 2013] Shimojo, T., Tashiro, Y., Morito, T., Suzuki, M., Lee, D., Kondo, I., Fukuda, N. und Morikawa, H. (2013). A Leaf Area Index visualization method using wireless sensor networks. In *Proc. of Int. Conference on Instrumentation, Control, Information Technology and System Integration Conference (SICE)*, S. 2082–2087, Nagoya, Japan.
- [Siegmann und Jarmer, 2015] Siegmann, B. und Jarmer, T. (2015). Comparison of different regression models and validation techniques for the assessment of wheat leaf area index from hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 36(18):4519–4534. DOI: 10.1080/01431161.2015.1084438.
- [Small et al., 2010] Small, E. E., Larson, K. M. und Braun, J. J. (2010). Sensing vegetation growth with reflected GPS signals. *Geophysical Research Letters*, 37(12):L12401:1–L12401:5. DOI: 10.1029/2010GL042951.
- [Tavakoli et al., 2014] Tavakoli, H., Mohtasebi, S., Alimardani, R. und Gebbers, R. (2014). Evaluation of different Sensing Approaches concerning to Nondestructive Estimation of Leaf Area Index (LAI) for Winter Wheat. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, 7:337–359. DOI: 10.21307/ijssis-2017-659.
- [TI, 2019] Texas Instruments (2019). CC2420 – 2.4 GHz IEEE 802.15.4 / ZigBee-ready RF Transceiver. <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/cc2420.pdf> (aufgerufen am 04.10.2019).
- [Thelen et al., 2005] Thelen, J., Goense, D. und Langendoen, K. (2005). Radio Wave Propagation in Potato Fields. In *Proc. of the 1st Workshop on Wireless Network Measurement (WiNMee)*, 5 Seiten, Trentino, Italy.
- [van Ittersum et al., 2003] van Ittersum, M., Leffelaar, P., van Keulen, H., Kropff, M., Bastiaans, L. und Goudriaan, J. (2003). On approaches and applications of the Wageningen crop models. *European Journal of Agronomy*, 18(3–4):201–234. DOI: 10.1016/S1161-0301(02)00106-5.
- [Vasisht et al., 2017] Vasisht, D., Kapetanovic, Z., Won, J.-h., Jin, X., Chandra, R., Kapoor, A., Sinha, S. N., Sudarshan, M. und Stratman, S. (2017). Farmbeats: An IoT Platform for Data-driven Agriculture. In *Proc. of the 14th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation (NSDI)*, S. 515–528, Boston, MA, USA.
- [Vogel und Klaus, 2019] Vogel, P. und Klaus, A. (2019). Zulässigkeit der Verarbeitung von GPS-Daten im Arbeitsverhältnis. In Stich, V., Schumann, J. H., Beverungen, D., Gudergan, G. und Jussen, P. (Hrsg.), *Digitale Dienstleistungsinnovationen: Smart Services agil und kundenorientiert entwickeln*, S. 393–406. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: 10.1007/978-3-662-59517-6_19.

- [Wang et al., 2006] Wang, N., Zhang, N. und Wang, M. (2006). Wireless sensors in agriculture and food industry—Recent development and future perspective. *Computers and Electronics in Agriculture*, 50(1):1–14. DOI: 10.1016/j.compag.2005.09.003.
- [Watson, 1947] Watson, D. J. (1947). Comparative Physiological Studies on the Growth of Field Crops – I. Variation in Net Assimilation Rate and Leaf Area between Species and Varieties, and within and between Years. *Annals of Botany*, 11(1):41–76. DOI: 10.1093/oxfordjournals.aob.a083148.
- [Weiss et al., 2004] Weiss, M., Baret, F., Smith, G., Jonckheere, I. und Coppin, P. (2004). Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination: Part II. Estimation of LAI, errors and sampling. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1–2):37–53. DOI: 10.1016/j.agrformet.2003.08.001.
- [Welles und Anderson, 2009] Welles, J. und Anderson, M. (2009). Historical overview of John M. Norman’s involvement in the development of several key instruments for biophysical measurement. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(12):2064–2070. DOI: 10.1016/j.agrformet.2009.05.013.
- [Weltzien und Gebbers, 2016] Weltzien, C. und Gebbers, R. (2016). Aktueller Stand der Technik im Bereich der Sensoren für Precision Agriculture. In *Proc. of the 36th GIL-Jahrestagung – Intelligente Systeme – Stand der Technik und neue Möglichkeiten (GIL)*, S. 217–220, Osnabrück, Germany. Gesellschaft für Informatik e.V.
- [Wennerström et al., 2013] Wennerström, H., Hermans, F., Rensfelt, O., Rohner, C. und Nordén, L. Å. (2013). A long-term study of correlations between meteorological conditions and 802.15.4 link performance. In *Proc. of the 10th IEEE Int. Conference on Sensing, Communications and Networking (SECON)*, S. 221–229, New Orleans, LA, USA. DOI: 10.1109/SAHCN.2013.6644981.
- [Whelan und Taylor, 2013] Whelan, B. und Taylor, J. (2013). *Precision Agriculture for Grain Production Systems*. CSIRO Publishing. ISBN: 9780643107496.
- [Wilhelm et al., 2000] Wilhelm, W., Ruwe, K. und Schlemmer, M. R. (2000). Comparison of three leaf area index meters in a corn canopy. *Crop Science*, 40(4):1179–1183. DOI: 10.2135/cropsci2000.4041179x.
- [Wilson, 1960] Wilson, J. W. (1960). INCLINED POINT QUADRATS. *New Phytologist*, 59(1):1–7. DOI: 10.1111/j.1469-8137.1960.tb06195.x.
- [Yan et al., 2019] Yan, G., Hu, R., Luo, J., Weiss, M., Jiang, H., Mu, X., Xie, D. und Zhang, W. (2019). Review of indirect optical measurements of leaf area index: Recent advances, challenges, and perspectives. *Agricultural and Forest Meteorology*, 265:390–411. DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.11.033.
- [Yang et al., 2017] Yang, G., Liu, J., Zhao, C., Li, Z., Huang, Y., Yu, H., Xu, B., Yang, X., Zhu, D., Zhang, X., Zhang, R., Feng, H., Zhao, X., Li, Z., Li, H. und Yang, H. (2017). Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing for Field-Based Crop Phenotyping: Current Status and Perspectives. *Frontiers in Plant Science*, 8:1111:1–1111:26. DOI: 10.3389/fpls.2017.01111.
- [Yin et al., 2017] Yin, G., Li, A., Jin, H., Zhao, W., Bian, J., Qu, Y., Zeng, Y. und Xu, B. (2017). Derivation of temporally continuous LAI reference maps through combining the LAI_{Net} observation system with CACAO. *Agricultural and Forest Meteorology*, 233:209–221. DOI: 10.1016/j.agrformet.2016.11.267.
- [Yin et al., 2019] Yin, G., Verger, A., Qu, Y., Zhao, W., Xu, B., Zeng, Y., Liu, K., Li, J. und Liu, Q. (2019). Retrieval of High Spatiotemporal Resolution Leaf Area Index with Gaussian Processes, Wireless Sensor Network, and Satellite Data Fusion. *Remote Sensing*, 11(244):1–18. DOI: 10.3390/rs11030244.
- [Yuan et al., 2009] Yuan, Y., Li, S., Wu, K., Jia, W. und Peng, Y. (2009). FOCUS: A cost-effective approach for large-scale crop monitoring with sensor networks. In *Proc. of the Int. Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems (MASS)*, S. 544–553, Macao, China. DOI: 10.1109/MOBHOC.2009.5336956.
- [Zarco-Tejada et al., 2014] Zarco-Tejada, P. J., Hubbard, N. und Loudjani, P. (2014). Precision Agriculture: An Opportunity for EU Farmers – Potential Support with the CAP 2014-2020, European Commission, Agriculture and Rural Development. DOI: 10.2861/58758.

