

---

# Datenfusion zur verbesserten Fehlstellendetektion bei der zerstörungsfreien Prüfung von Betonbauwerken

---

**Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades  
Doktor der Ingenieurwissenschaften**

**an der Naturwissenschaftlich-Technischen Fakultät III  
Chemie, Pharmazie, Bio- und Werkstoffwissenschaften  
der Universität des Saarlandes**

**von  
M.Sc. Christoph Völker**

**Berlin (2017)**



Deckblatt

## **Deckblatt**

Tag des Kolloquiums: 19.06.2017

Dekan: Prof. Dr. rer. nat. G. Kickelbick

Berichterstatter: Prof. Dr.-Ing. C. Boller  
JProf. Dr. rer. nat. S. Kruschwitz

Vorsitz: Prof. Dr. rer. nat. M. Müser

Akad. Begleiter: Dr.-Ing. J. Schmitt

## **Kurzfassung**

Die vorliegende Arbeit behandelt Möglichkeiten zur Verbesserung von zerstörungsfreier Prüfung von Beton durch Datenfusion am Beispiel von Kiesnestern und chloridinduzierter Betonstahlkorrosion. Die Funktionsweise der Fusion wird sowohl theoretisch erläutert, als auch praktisch anhand von Fallstudien gezeigt. Die Kiesnestdetektion basiert auf Ultraschall-Puls-Echo- (US), Impact-Echo- und Radarmessungen. Für die Korrosionsdetektion wurden Potentialfeld- (PO), Wenner-Widerstands-, Mikrowellen-Feuchte- und Radarmessungen genutzt. Alle Messungen werden an referenzierter Probekörpern durchgeführt und evaluiert. Die Kiesnestdaten werden mit den drei Cluster-Algorithmen K-Means, Fuzzy C-Means und DBSCAN in die Klassen „intakt“ und „defekt“ unterteilt. Die Evaluierung der Ergebnisse zeigt, dass DBSCAN die Detektion gegenüber der des besten Einzelsensors US verbessert.

Die Fusion der Korrosionsdaten basiert auf logistischer Regression (LR), ein Algorithmus aus dem überwachten Lernen. Auf der Basis „defekt“ oder „intakt“ gekennzeichneten Trainingsdaten wird eine Gleichung erlernt, die neue ungesehene Daten klassifiziert. Die Trainingsdaten werden durch wiederholte Messungen auf einem Probekörper erzeugt, der im Labor kontrolliert und beschleunigt verwittert wird. Für die Kennzeichnung der Trainingsdaten wird die Verwitterung dauerhaft überwacht und die Korrosion gezielt erzeugt. Die Ergebnisse zeigen eine Verbesserung durch die Datenfusion mit der LR gegenüber dem besten Einzelverfahren PO.

**Stichworte:** Datenfusion, zerstörungsfreie Prüfung, Beton, Kiesnester, chloridinduzierte Betonstahl-Lochkorrosion

## **Abstract**

This work presents machine learning inspired data fusion approaches to improve the non-destructive testing of concrete. The principle effects that are used for data fusion are shown theoretically. Their effectiveness is tested in case studies carried out on large-scale concrete specimens with built-in simulated defects, such as honeycombs and chloride-induced pitting corrosion. The honeycomb data set consist of ultrasonic pulse-echo- (US), impact-echo- and ground penetrating radar-(GPR) test data. The corrosion data set consist of half-cell potential mapping (PO), Wenner resistivity, microwave moisture and GPR measurements. Three clustering algorithms, such as K-Means, Fuzzy C-Means and DBSCAN, were conducted to classify the honeycomb data as "intact" and "defect". The evaluation of the testing results is based on ROC-curves and demonstrates improved detection of DBSCAN over the best single sensor (US).

Data Fusion of the corrosion data is based on the logistic regression algorithm (LR). It learns an optimal linear decision boundary from labeled training data, to separate intact and defect pixels in a multivariate data set. The training data are generated in an experiment that simulates the entire life cycle of chloride exposed concrete building parts. The unique possibility to monitor the deterioration, and targeted corrosion initiation, allows data labeling. The results exhibit an improved sensitivity of the data fusion with LR over the best single-sensor -PO.

**Keywords:** data fusion, non-destructive testing, concrete, honeycombs, chloride-induced pitting corrosion

## Inhaltsverzeichnis

Deckblatt.....	- 3 -
Kurzfassung.....	- 4 -
Abstract.....	- 5 -
Inhaltsverzeichnis .....	- 6 -
<b>1 Einleitung .....</b>	<b>- 10 -</b>
1.1 Motivation.....	- 10 -
1.2 Stand der Technik.....	- 12 -
1.2.1 Datenfusion für die zerstörungsfreie Prüfung von Beton.....	- 12 -
1.2.2 Kiesnester .....	- 14 -
1.2.3 Chloridinduzierte Lochkorrosion in Stahlbeton.....	- 16 -
1.3 Zielsetzung und Vorgehensweise .....	- 19 -
1.4 Aufbau der Arbeit.....	- 21 -
<b>2 Theoretische Grundlagen.....</b>	<b>- 24 -</b>
2.1 Grundlagen der Korrosion.....	- 24 -
2.1.1 Korrosion von Metallen.....	- 26 -
2.1.2 Korrosion von Stahl im Beton.....	- 28 -
2.1.3 Chloridinduzierte Lochkorrosion von Stahl im Beton.....	- 29 -
2.2 Zerstörungsfreie Prüfung im Bauwesen.....	- 32 -
2.2.1 Ultraschall-Verfahren.....	- 32 -
2.2.1.1 Ultraschall-Impuls-Echo-Verfahren. ....	- 35 -
2.2.1.2 Impact-Echo .....	- 36 -
2.2.2 Radar.....	- 39 -
2.2.3 Potentialfeldmessung .....	- 42 -
2.2.4 Wenner-Widerstandsmessung .....	- 45 -
2.2.5 Mikrowellen-Feuchtemessung.....	- 47 -
2.3 Datenfusion.....	- 49 -
2.3.1 Vorverarbeitung.....	- 50 -
2.3.2 Datenfusion im Merkmalsraum.....	- 52 -
2.3.3 Maschinelles Lernen zur Datenfusion .....	- 58 -
2.3.3.1 K-Means und Fuzzy C-Means Algorithmus.....	- 59 -
2.3.3.2 Dichtebasierte Cluster-Bildung (DBSCAN) .....	- 60 -

2.3.3.3	Klassifizierung mit der logistischen Regression .....	- 62 -
3	Datenfusion zur Kiesnestdetektion.....	- 66 -
3.1	Experiment zur Kiesnestdetektion .....	- 66 -
3.1.1	„Großer Betonprobekörper“ (GBP).....	- 67 -
3.1.2	„All-Inclusive“ (AI) .....	- 68 -
3.1.3	Beschreibung der Messgeräte .....	- 69 -
3.2	Ergebnisse aus dem Kiesnestexperiment.....	- 71 -
3.2.1	Merkmalsextraktion aus den Ultraschall-Impuls-Echo-Messungen.....	- 71 -
3.2.2	Merkmalsextraktion aus den Radar-Messungen .....	- 72 -
3.2.3	Merkmalsextraktion aus den Impact-Echo-Messungen .....	- 72 -
3.2.4	Fusionsergebnis aus der Clusterbildung mit dem K-Means Algorithmus.....	- 76 -
3.2.5	Fusionsergebnis aus der Clusterbildung mit dem Fuzzy C-Means Algorithmus .....	- 78 -
3.2.6	Fusionsergebnis aus der Clusterbildung mit dem dichte-basierten Clusteralgorithmus (DBSCAN).....	- 80 -
3.2.7	Evaluation der Fusionsergebnisse .....	- 82 -
4	Datenfusion zur Detektion chloridinduzierter Lochkorrosion im Stahlbeton...-	87 -
4.1	Experiment zur Korrosionsdetektion .....	- 87 -
4.1.1	Simulierte Verwitterung .....	- 88 -
4.1.1.1	Beschleunigter Chlorideintrag und Überwachung.....	- 89 -
4.1.1.2	Beschleunigte Korrosionserzeugung und Überwachung .....	- 92 -
4.1.2	Beschreibung der Messgeräte .....	- 95 -
4.1.3	Beschreibung des Messablaufs .....	- 96 -
4.2	Ergebnisse aus dem Korrosionsexperiment .....	- 98 -
4.2.1	Ergebnisse der Überwachung des Verwitterungszyklus .....	- 98 -
4.2.2	Übersicht der Merkmale für die Korrosionsdetektion .....	- 105 -
4.2.3	Merkmalsextraktion aus der Oberflächenwelle des Radarsignals.....	- 110 -
4.2.4	Merkmalsextraktion aus der Bewehrungsamplitude des..... Radarsignals .....	- 116 -
4.2.5	Merkmalskalierung.....	- 119 -
4.2.6	Ergebnisse aus der logistischen Regression .....	- 119 -
4.2.7	Evaluation der Fusionsergebnisse .....	- 122 -

5	Schlussbetrachtung.....	- 132 -
5.1	Zusammenfassung .....	- 132 -
5.2	Diskussion der Ergebnisse .....	- 135 -
5.3	Ausblick.....	- 139 -
	Literaturverzeichnis .....	- 143 -
	Anhang .....	- 158 -
	Abbildungsverzeichnis .....	- 158 -
	Symbol und Abkürzungsverzeichnis.....	- 165 -
	Danksagungen.....	- 169 -



# Kapitel 1

## 1 Einleitung

### 1.1 Motivation

Das Bauwesen in Deutschland befindet sich in einem Prozess der Umstrukturierung. Der flächendeckende Wiederaufbau der Nachkriegsjahre und die umfangreichen Bau- maßnahmen der 1990er-Jahre sind weitestgehend abgeschlossen (ifo Institut Niederlassung Dresden, 2013). Durch eine Konsolidierung von Infrastrukturinvestitio- nen soll die Wettbewerbsfähigkeit Deutschlands verbessert werden. Intelligente Me- thoden zur Überwachung von Bauwerken – zusammengefasst unter dem Begriff „Structural Health Monitoring“ (SHM) – gewinnen an Bedeutung (Peil, 2003; Bergmeister, et al., 2013). Diese Methoden überwachen Struktureigenschaften zur Schadensfrüherkennung und ermöglichen gezielte und wirtschaftliche Instandsetzun- gen.

Zerstörende Prüfverfahren wie Bohrmehl- oder Bohrkernentnahme, das Aufstemmen der Bauteile oder Belastungsversuche gelten nach heutigem Stand der Technik als sicherste Methoden zur Strukturanalyse von Beton. Im Gegensatz zu visuellen Kon- trollen, wie sie zum Beispiel für Ingenieurbauwerke nach DIN 1076 vorgeschrieben sind, können damit auch verdeckte Schäden erkannt werden. Sie erlauben die direkte Bestimmung der Struktureigenschaften. Eine flächendeckende (zerstörende) Prüfung ist jedoch häufig nicht möglich.

Deshalb wird zusätzlich zerstörungsfreie Prüfung (ZfP) angewandt. Bauwerksinspek- tionen erfolgen dabei, ohne das Bauteil zu schädigen oder die Funktion zu beeinträch- tigen (Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, 2013). Typische An- wendungsgebiete sind die Bestimmung geometrischer Bauteilgrenzen, die Detektion von Einbauteilen und die Lokalisierung verschiedener Defekte. Die ZfP ist ebenfalls zur Qualitätssicherung und -kontrolle während der Herstellung geeignet. Dazu werden bildgebende sowie struktur- bzw. materialcharakterisierende ZfP-Methoden verwen- det. Durch die Entwicklung baustellentauglicher Geräte und der Normung gebräuchli- cher ZfP-Verfahren, zum Beispiel durch die DGZfP (DGZfP B02, 2014; DGZfP B03, 2014; DGZfP B04, 1999; DGZfP B05, 2013; DGZfP B10, 2008), erreichten ZfP-An- wendungen innerhalb des letzten Jahrzehnts einen gewissen Reifegrad. Dennoch ist die Leistungsfähigkeit einzelner Verfahren methodisch und physikalisch limitiert. Um die erforderliche Aussagefähigkeit zu erreichen, ist es oft notwendig, mehrere Metho- den zu verwenden (Lim & Cao, 2011; Gucunski, et al., 2005). Die Entwicklung von

Scannersystemen (Taffe, et al., 2004) oder Multisensor-Roboterplattformen (Reichling, et al., 2009; Gucunski, et al., 2015) ermöglichen die Aufnahme hochqualitativer Multisensordatensätze. Die Datensätze werden in der Praxis individuell ausgewertet. Die Zusammenführung der Datensätze erfolgt durch den direkten Vergleich der Einzelergebnisse durch erfahrenes Personal. Wie später gezeigt wird, bleibt dadurch das vollständige Potenzial eines Multisensordatensatzes ungenutzt. Datenfusion (DF) kann das Evaluationsergebnis verbessern und eine automatisierte Auswertung ermöglichen (Khaleghi, et al., 2013).

## 1.2 Stand der Technik

In der vorliegenden Arbeit werden Datenfusionsansätze für die ZfP von Beton am Beispiel von Kiesnestern und chloridinduzierter Lochkorrosion behandelt. Diese Fehlstellen wurden gewählt, weil sie mit einzelnen Messungen nicht zuverlässig detektierbar sind. Die folgenden Abschnitte fassen den Stand der Technik für die drei Themenkomplexe Datenfusion für die ZfP von Beton, Kiesnester und chloridinduzierter Lochkorrosion im Stahlbeton zusammen. Daraus werden anschließend die Ziele der Arbeit abgeleitet.

### 1.2.1 Datenfusion für die zerstörungsfreie Prüfung von Beton

Datenfusion ist eine Kategorie von Techniken, Theorien und Werkzeugen, deren übergeordnetes Ziel in der Nutzung verschiedenartiger Quellen zur Verbesserung der Informationsqualität liegt (Ruser & León, 2006). Die Aufgabe der Datenfusion besteht darin, einen Zusammenhang zwischen einer gesuchten Information, wie zum Beispiel ein bestimmter Defekt, und den Multisensormesswerten zu erstellen. Für die ZfP werden dazu Methoden, die in der Regel auf unterschiedlichen Messprinzipien basieren, gemeinschaftlich verarbeitet. Die Repräsentation der heterogenen Daten wird dabei derart komplex, dass die Bestimmung eines physikalisch motivierten, funktionalen Zusammenhangs nur in wenigen Ausnahmen möglich ist. Zum Beispiel ist die Verknüpfung eines rekonstruierten Radargramms mit einer elektrochemischen Potentialmessung zur Korrosionsdetektion an einem Betonprobekörper durch eine Formel, die beides beinhaltet – elektromagnetische Wellenausbreitung und elektrochemische Potentialverteilung – nicht möglich. Selbst wenn eine entsprechende Formel existieren würde, sie enthielte mehr Parameter als aus Radar- und Potentialfeldmessungen extrahierbar sind und wäre somit unterbestimmt. Es kann jedoch gezeigt werden, dass einfache Datenfusionsansätze zur Approximation komplexer Zusammenhänge genügen, wenn ausreichend viele Informationsquellen vorhanden sind<sup>1</sup>. Damit dieses Potenzial ausgeschöpft und die Informationen verfügbar gemacht werden, müssen Fusionsansätze für individuelle Problemstellungen erarbeitet werden (Gros, 2001). Neben

---

<sup>1</sup> und die Anzahl der Datenpunkte gegenüber der Anzahl der Informationsquellen groß ist, siehe Kapitel Datenfusion.

statistischen Methoden aus der multivariaten Datenanalyse können dazu auch heuristische Ansätze verwendet werden, zum Beispiel aus dem maschinellen Lernen (ML) – einer Gruppe von Algorithmen aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz.

Dass das Gebiet der Datenfusion für die ZfP von Beton relativ neu ist, zeigt sich auch in der geringen Anzahl von Literaturstellen. Das erste umfassende Buch zur Datenfusion in der ZfP wurde 1997 von Gros verfasst (Gros, 1997). Darin werden Besonderheiten und Herausforderungen bei der Implementierung von Datenfusionsansätzen in der ZfP beschrieben. Der Fokus liegt auf der Einführung einer einheitlichen Terminologie sowie auf der Visualisierung und Evaluierung der Ergebnisse. Das Buch enthält Anwendungsbeispiele, allerdings nicht für die Untersuchung von Beton. Die erste umfassende Literaturübersicht zur Datenfusion in der ZfP, ebenfalls von Gros, erschien 2001 (Gros, 2001). Sie enthält einen Beitrag zur ZfP von Spannstahl in Stahlbeton (Fiedler, 2001). Dabei wurden in einer Laboruntersuchung komplementäre Informationen aus magnetischen Streufluss- und Restmagnetismus-Messungen mit einer auf Fuzzy-Logik basierenden Kombinationsregel fusioniert. Dieser Beitrag enthält keine Quantifizierung des Ergebnisses und somit auch keine messbare Verbesserung gegenüber den Einzelmessungen. Dennoch zeigten Beiträge aus anderen Bereichen der ZfP das Potenzial der Datenfusion, zum Beispiel durch die Verbesserung des Signal-Rausch-Verhältnisses, durch Gewinnung zusätzlicher Informationen und die Erhöhung der Detektionsgenauigkeit.

Die zweite umfassende Literaturübersicht zum Thema Datenfusion in der ZfP erschien 2008 (Liu, et al., 2008). Eine darin enthaltene Literaturstelle beschreibt die gemeinschaftliche dreidimensionale Visualisierung verschiedener ZfP-Verfahren zur Betonuntersuchung (Kohl, et al., 2003) – eine Methode aus der Sensorintegration (nicht der Datenfusion).

Ploix et al. veröffentlichten 2011 Datenfusionsansätze zur Materialcharakterisierung von Beton in einer Feldstudie (Garnier, et al., 2011) und Laboruntersuchungen (Ploix, et al., 2011). Die Ergebnisse zeigen teilweise gute Übereinstimmungen mit den Referenzwerten, es fehlt jedoch der Vergleich zu den Ergebnissen aus den Einzelmessungen als Beweis für eine tatsächliche Verbesserung durch die Fusion.

2013 benutzt Cotič et al. (Cotič, et al., 2014) Cluster-Algorithmen, um in einer Laborstudie mithilfe verschiedener ZfP-Verfahren oberflächennahe Einbauteile in einem Betonprobekörper zu detektieren. Datenfusion verbessert das Ergebnis nur teilweise und

war in einigen Fällen schlechter als der beste Einzelsensor. In der gleichen Veröffentlichung wird eine Feldstudie zur Detektion von Korrosion mit Cluster-basierter Datenfusion vorgestellt. Allerdings fehlt eine geeignete Referenz zur Verifizierung der Ergebnisse.

Im gleichen Jahr berichten Cui et al. (Cui, et al., 2013) von einer Laborstudie, in der die Verwitterung von Beton durch Chlorideintrag simuliert wurde. Die Verwitterung wurde durch regelmäßige Messungen mit den zwei ZfP-Verfahren Radar und Potentialfeldmessung begleitet. Die Fusion basiert auf einfachen Kombinationsregeln extrahierter Signalmerkmale. Eine exakte Referenz zur Validierung der Messungen und des Fusionsergebnisses fehlt ebenfalls.

Ramos et.al. bestimmt 2015 in einer Feldstudie das E-Modul einer Kirchenmauer aus Granit unter Berücksichtigung von A-priori-Wissen (Ramos, et al., 2015). Der auf Bayes'scher Statistik basierende Ansatz ermittelt zusätzlich zum E-Modul einen „Trust-Factor“ als Konfidenzmaß. Allerdings ist keine Referenz verfügbar und die Änderung des Fusionsergebnisses hat nach dreifacher Iteration geringe Signifikanz.

Bei der Betrachtung der Literaturstellen fällt auf, dass die Verbesserung der Informationsqualität durch Datenfusion für die ZfP von Stahlbeton (oder vergleichbarer mineralischer Baustoffe) bisher nicht nachgewiesen werden konnte. Das liegt jedoch nicht an mangelhaften Fusionsmethoden (mit Ausnahme der Laboruntersuchungen von (Cotič, et al., 2014)), sondern hauptsächlich an der unvollständigen Evaluierung der Ergebnisse. Ein exaktes A-priori-Wissen über die untersuchten Größen (wie zum Beispiel Baustoffeigenschaft oder Defekt) ist notwendig, um die Leistungsfähigkeit der verschiedenen Ansätze quantifizieren zu können. Darüber hinaus ist der Vergleich des Fusionsergebnisses mit dem besten Einzelsensor als Beweis für eine tatsächliche Verbesserung durch die Datenfusion notwendig.

### **1.2.2 Kiesnester**

Kiesnester sind porenreiche Betonvolumen aus Grobkorn mit wenig Zementleim und geringen Fein- und Feinstkornanteilen. In der Praxis entsteht der Defekt, wenn sich die Frischbetonbestandteile entmischen, zum Beispiel durch Kornkonvektionseffekte beim Betonieren aus zu großer Fallhöhe oder durch die Siebung an dicht bewehrten oder komplex geformten Bauteilen (Wiggenhauser & Taffe, 2012). Kiesnester können im Verborgenen im Bauteilquerschnitt liegen oder oberflächlich erkennbar sein wie in

Abbildung 1.1. Die Defektorientierung und -geometrie hängt unter anderem von der Verarbeitung, Richtung der Betonage (stehend, liegend), der Bauteilgeometrie und Bewehrungsanordnung ab. Eine Vorhersage über Größe, Lage und Porenvolumen ist praktisch unmöglich.



Abbildung 1.1: Oberflächenoffenes Kiesnest in einer Stahlbetonwand

Das offenporige Gefüge mindert die Dichtigkeit des Betons und verringert somit den Widerstand gegen eindringende Medien. Oberflächliche Kiesnester stören zusätzlich das Erscheinungsbild des Bauteils. Mangelhaft überdeckte Bewehrung korrodiert. Durch Chlorideintrag bei streusalz- oder meerwasserbeaufschlagten Bauteilen steigt das Bewehrungskorrosionsrisiko erheblich. Erhöhter Feuchteintrag begünstigt Schimmelbildung. Große Kiesnester senken die aufnehmbaren Lasten und führen bei unsymmetrischer Orientierung im Bauteilquerschnitt zu Lastexzentrizität. Um geeignete Maßnahmen zu ergreifen, ist die zuverlässige Kiesnestlokalisierung unerlässlich<sup>2</sup>. Die genaue, zuverlässige und zerstörungsfreie Lokalisierung ist trotz der weiten Verbreitung von Kiesnestern nicht ohne weiteres möglich (wie in zahlreichen Experimenten gezeigt wurde (Wiggenhauser, 2009; Beutel, et al., 2008; Davis, 2003; Bungey, et al., 2006; Müller, et al., 2010)). Auch wenn Kiesnester mehrere Meter groß sein können, sind die individuellen Poren klein. Für die Detektion von Kiesnestern wurden in

---

<sup>2</sup> Reparaturmaßnahmen zur Wiederherstellung reichen von Oberflächenbeschichtungen über Verpressverfahren bis hin zum Rückbau des Bauteils.

verschieden Feldstudien akustische Verfahren wie Impact-Echo, Impulse Response und Ultraschall genutzt. Diese Prüfverfahren basieren auf mechanischer Wellenausbreitung und sind nach dem Rayleigh-Kriterium in ihrem Auflösungsvermögen auf die halbe Wellenlänge beschränkt. Diese beträgt 1-4 cm und ist somit größer als die Porengröße aus den Kiesnestern (Schubert, et al., 2004). Eine direkte Detektion ist nicht möglich (Große & Beutel, 2007; Schubert & Köhler, 2008; Kumar, et al., 2000). Deshalb werden indirekte Verfahren wie die Ultraschalllaufzeitmessung verwendet. Dabei wird davon ausgegangen, dass die Inhomogenität an den Fehlstellen zu einer Verlangsamung der gemessenen Schallgeschwindigkeit führt. Das wird an der Reflexion der Rückwand sichtbar.

In der vorliegenden Arbeit werden die Verfahren Impact-Echo (IE) (Sansalone & Streett, 1997), Ultraschall Puls-Echo (US) (Blitz & Simpson, 1996) und Radar (Jol, 2009) verwendet. US wurde bereits zur Detektion von Kiesnestern benutzt, allerdings nur indirekt durch das Betrachten der Rückwandreflektion (Krause, et al., 2004). Ohne A-priori-Wissen über die Struktur kann diese indirekte Methode irreführend sein, denn andere Defekte können ähnliche Ergebnisse erzeugen. Zum Beispiel führen eine hohe Bewehrungsdichte oder oberflächennahe Delaminationen ebenfalls zu einer versetzten Rückwand (Shokouhi, et al., 2014).

IE ist eine einfache auf Resonanz basierende Technik, die in einigen Fällen für den Nachweis von großflächig verteilten Schädigungen verwendet wurde (Livingston, et al., 2009). Kiesnester können als verteilter Schaden betrachtet werden, da sie ein großes Porenvolumen im Material darstellen. Radar ist als Messverfahren für die Bewehrungsortung in Baustrukturen etabliert (Jol, 2009). Die Auswirkungen verschiedener Korngrößenverteilungen im Beton auf Radarsignale wurden in (Kind, 2015) berichtet.

### **1.2.3 Chloridinduzierte Lochkorrosion in Stahlbeton**

Einer der bedeutendsten Schadensmechanismen im Stahlbeton ist Korrosion des Bewehrungsstahls (Henry & Kato, 2011; Nürnberger, 1996). Verkehrs- und Infrastrukturbauwerke sowie meeresnahe Gebäude sind besonders betroffen. Sie werden großen Mengen Salz, entweder aus Taumitteln oder Meerwasser, ausgesetzt. Wird ein kritischer Chloridgehalt überschritten, nimmt die schützende Passivschicht Schaden und Korrosion entsteht (Strehblow, 1984; Sánchez, et al., 2006). In den USA leiden schätzungsweise 15 Prozent der Brückenbauwerke unter erheblicher Betonstahlkorrosion



(CC Technologies Laboratories, Incorporated; NACE International; Federal Highway Administration, 2002). Die Reparaturkosten werden auf jährlich 8,9 Milliarden US-Dollar geschätzt (Koch, et al., 2002). Um effektive Reparaturmaßnahmen einzuleiten, ist die zuverlässige Bestimmung geschädigter Bereiche essentiell (RILEM TC 124-SRC, 1994). Eine besondere Gefährdung geht von chloridinduzierter Lochkorrosion aus. Große Querschnittsverluste in kurzer Zeit stellen eine Gefahr für die Strukturintegrität dar. Wegen der geringen Größe der Korrosionsstelle entstehen praktisch keine sichtbaren Korrosionsprodukte oder Abplatzungen an der Bauteiloberfläche (Tuutti, 1982). ZfP ist die einzige Möglichkeit, um einen detaillierten Einblick in die betroffenen Strukturen zu gewinnen.

Die gebräuchlichste ZfP-Methode ist die Potentialfeldmessung (Vassie, 1978), bei der das Bewehrungspotential gegenüber einer Referenzelektrode gemessen wird (Elsener, et al., 2003). Ein hohes negatives Potential deutet auf eine aktive Korrosionsstelle hin. Die Messungen werden üblicherweise auf Grundlage von absoluten oder relativen Grenzwerten in Korrosionswahrscheinlichkeiten umgerechnet (zum Beispiel nach (DGZfP B03, 2014; Song & Saraswathy, 2007; ASTM C876, 2015)), so dass ein bestimmter Messwertebereich mit einem bestimmten Risiko korrespondiert. Andere Methoden, wie zum Beispiel die Widerstandsmessung mit der Wenner-Sonde (Morris, et al., 2002), können hinzugezogen werden, um die Robustheit zu erhöhen (wie in (Sadowski, 2013)). Dennoch gelten die Konfidenzintervalle nur für definierte Messbedingungen. Das ist dadurch begründet, dass die Messinformationen besonders bei kleinen Korrosionsstellen von Umweltrauschen (verursacht durch Feuchte- und Chloridgradienten im Bauteil, Sauerstoffverfügbarkeit etc.) und Strukturtrauschen (verursacht durch variierende Oberflächeneigenschaften, Inhomogenität, variierende Betondeckung etc.) regelrecht egalisiert werden (DGZfP B03, 2014; Keßler, 2015). Mit Bauteilfeuchte-, Betondeckungs-, Elektrolytwiderstandsmessungen etc. kann die Einhaltung der zulässigen Randbedingungen überprüft- und somit die Aussagekraft der Untersuchung erhöht werden (DGZfP B03, 2014; RILEM TC 154-EMC, 2003). Entsprechende Bereiche können so aus dem Messergebnis ausgeschlossen oder gesondert betrachtet werden. Eine Nutzung der zusätzlichen Informationen, etwa zur Berechnung genauerer Korrosionswahrscheinlichkeiten, ist nicht vorgesehen.

Bildgebende ZfP-Verfahren, zum Beispiel basierend auf Ultraschall- oder elektromagnetischer Wellenausbreitung, können potentiell Korrosion detektieren. Obwohl die üblichen Wellenlängen für eine direkte Auflösung der Schädigung nicht ausreichen, konnten in einigen Arbeiten phänomenologische Veränderungen in den Messsignalen festgestellt werden (zum Beispiel in (Hubbard, et al., 2003; Hong, et al., 2015) mit Radar, oder in (Yeih & Huang, 1998) mit US und in (Liang & Su, 2001) mit IE).

Die Auswertung der ZfP basiert auf der manuellen und qualitativen Abwägung vielfältiger Einflüsse auf die Messung durch erfahrenes Personal. Die Sensitivität gegenüber besonders gefährlicher Lochkorrosion ist gering. Datenfusion kann diese Lücke potentiell schließen und eine automatisierte Auswertung mit verbesserter Aussagegenauigkeit ermöglichen. Als Grundlage dafür dienen in der vorliegenden Arbeit vier für die Korrosionsdetektion häufig verwendete Verfahren (zum Beispiel in (Gucunski, et al., 2016; Raupach, et al., 2008; Huston, et al., 2010; Barnes & Trottier, 2004; Gucunski, et al., 2010)) Radar (Jol, 2009), Potentialfeldmessungen (PO) (DGZfP B03, 2014), Wenner-Widerstandsmessungen (WR) (Morris, et al., 2002) und Mikrowellenfeuchte (MW) (Leschnik & Schlemm, 1999).

### 1.3 Zielsetzung und Vorgehensweise

Das Ziel dieser Arbeit ist es, erstmals zu zeigen, dass die Leistungsfähigkeit und Automatisierung der ZfP von Beton durch Datenfusion verbessert werden kann. Die Funktionsweise wird sowohl theoretisch erläutert, als auch praktisch anhand von Fallstudien gezeigt. Dazu werden Experimente an Betonplatten mit künstlichen Kiesnestfehlstellen und einer Betonplatte mit chloridinduzierter Lochkorrosion präsentiert. Die Probekörper sind so aufgebaut, dass die genaue Lage, Orientierung und Größe der Fehlstellen bekannt ist. Dadurch kann eine Verbesserung erstmals anhand einer genauen Evaluierung der Fusionsergebnisse und dem Vergleich mit dem besten Einzelsensor gezeigt werden. Der Anspruch an die entwickelten Methoden ist es, eine verbesserte Auswertung bereits bestehender Datensätze zu ermöglichen<sup>3</sup>. Die Untersuchung verschiedener Probekörper und Szenarien wird zur Abschätzung der Robustheit der Ansätze durchgeführt.

Das Fusionsergebnis ist die Unterteilung der Messungen in die zwei Klassen *intakte* und *defekte* Bereiche. Dazu werden im ersten Schritt sogenannte Merkmale extrahiert – das sind Signalparameter aus den individuellen Messverfahren, die durch den betrachteten Defekt signifikant beeinflusst werden. Im zweiten Schritt werden für die Fusion Methoden aus dem ML verwendet.

Die Fusion der Kiesnestdaten erfolgt mit Clusteringalgorithmen – einer Gruppe von Algorithmen aus dem Bereich des unüberwachten ML. Sie gruppieren (clustern) unbekannte Daten anhand eines vordefinierten Ähnlichkeitsmaßes. In dieser Arbeit werden die wegen ihrer simplen Anwendbarkeit populären Algorithmen K-Means, Fuzzy C-Means und ein dichtebasierter Ansatz namens DBSCAN genutzt. Die Leistungsfähigkeit der Ansätze wird mit sogenannten Receiver-Operator-Characteristics (ROC) Kurven evaluiert.

Die Fusion der Korrosionsdaten erfolgt mit einem Ansatz aus dem überwachten ML: die Logistische Regression. Die Fusionsergebnisse werden anhand von Richtig-Positiv-, Falsch-Positiv-, Richtig-Negativ- und Falsch-Negativ-Raten evaluiert. Die Logistische Regression erlernt eine lineare Klassifizierungsfunktion anhand von Paaren aus Messdaten und Daten-Label. Die Label geben an, ob an einer Messposition Korrosion vorhanden ist oder nicht. Dazu ist es nötig, dass die Lage und Größe der Fehlstelle im

---

<sup>3</sup> Vorausgesetzt, es wurden vergleichbare Messgeräte verwendet.

Probekörper bekannt ist. Im Gegensatz zu den Korrosionsexperimenten in der Qualitätssicherung (wie zum Beispiel in (ASTM G109, 2002)) ist dies durch die schlechte Erreichbarkeit des eingebauten Stahls nicht ohne weiteres möglich. Die Beimischung von Salzen bei der Herstellung des Betons wie in (Stoppel, 2011; Gucunski, et al., 2015; Nygaard & Geiker, 2012; Gehlen, et al., 2010), die Erzeugung von Fremdstromkorrosion wie in (Yeih & Huang, 1998; Liang & Su, 2001) oder eine Kombination beider Ansätze wie in (Hong, et al., 2015; Hubbard, et al., 2003) erzeugt Korrosion an beliebigen Stellen. Ein Schwerpunkt des Korrosionsexperiments in dieser Arbeit ist daher die gezielte Korrosionsinitiierung und -überwachung im Labor.

Der zweite Schwerpunkt liegt auf der Erzeugung verschiedener Messszenarien, um die Generalisierbarkeit des Ansatzes zu gewährleisten. Dazu wird die Verwitterung eines Chloridbeaufschlagten Bauteils im Labor beschleunigt simuliert. Das Experiment beginnt bei einem ungeschädigten Zustand der Betonplatte nach der Herstellung. Durch beschleunigten Chlorideintrag und anschließende gezielte Korrosionsauslösung werden verschiedene Verwitterungsstufen erzeugt. Die Überwachung von Chlorideindringtiefen, sowie Polarisations- und Korrosionsströmen erlaubt die Steuerung des Experiments.

Abschließend werden die Thesen vorgestellt, die den inhaltlichen Rahmen der vorliegenden Arbeit bilden und den Beitrag zur Forschung auf dem Gebiet der Datenfusion für die ZfP von Beton zusammenfassen:

- I. Die Detektionsgenauigkeit von Kiesnestern kann durch Datenfusion erhöht werden.
- II. Die Detektionsgenauigkeit und Robustheit bei der ZfP von chloridinduzierter Lochkorrosion im Beton kann durch Datenfusion verbessert werden.
- III. Es kann gezeigt werden, dass sich die Signifikanz des Fusionsergebnisses durch die Hinzunahme schlechterer Einzelsensoren verbessert.
- IV. Die erarbeiteten Fusionsansätze können auf existierende Datensätze übertragen werden

## 1.4 Aufbau der Arbeit

Kapitel zwei beinhaltet den theoretischen Teil. Zunächst werden die Prozesse und Mechanismen der chloridinduzierten Lochkorrosion im Beton charakterisiert. Dazu wird eine allgemeine Übersicht über Korrosion von Metallen und dem Sonderfall der Betonstahlkorrosion gegeben. Im darauffolgenden Abschnitt werden die Funktionsweise, typische Anwendungen und Grenzen der in dieser Arbeit verwendeten ZfP-Verfahren beschrieben. Dazu zählen die akustischen Verfahren Ultraschall-Puls-Echo und Impact-Echo, das Radar, die Potentialfeldmessung, die Widerstandsmessung mit der Wenner Sonde und die Mikrowellen-Feuchtemessung. Anschließend werden die verwendeten Datenfusionsansätze erläutert. Es wird an einem allgemeinen Beispiel gezeigt, wie durch die eine sogenannte Merkmalsraumrepräsentation die Informationsqualität verbessert wird.

Im dritten Kapitel werden die Experimente und Ergebnisse zur Kiesnestdetektion vorgestellt. Zunächst werden die Kiesnestprobekörper und die Messungen beschrieben. Danach werden die Merkmale beschrieben, die für die Fusion aus den einzelnen ZfP-Techniken extrahiert werden. Die Leistungsfähigkeit der Datenfusionsalgorithmen zur Kiesnestdetektion gegenüber den einzelnen Sensoren wird mit ROC-Kurven (Swets, 1996) ausgewertet.

Im vierten Kapitel werden die Experimente und Ergebnisse zur chloridinduzierten Lochkorrosion vorgestellt. Im ersten Abschnitt wird das Experiment und die Erzeugung der Verwitterung durch beschleunigten Chlorideintrag und gezielte Korrosionsauslösung beschrieben. Die Überwachung dieser Schritte wird anschließend erläutert. Im zweiten Abschnitt werden die Ergebnisse gezeigt. Dazu zählt die Validierung der künstlichen Verwitterung durch Bohrkernentnahmen und der Bestimmung der Chlorideindringtiefen mit dem „Laser Induced Breakdown Spectroscopy-Verfahren“ (LIBS) (Miziolek, 2006). Danach wird das Model aus der logistischen Regression dargestellt und analysiert. Die Fusionsergebnisse werden mit der Korrosionsdetektion nach dem amerikanischen Standard ASTM-C876 (ASTM C876, 2015) und dem deutschen Merkblatt B3 (DGZfP B03, 2014) der DGZfP anhand von Falschpositiv- (FPR), Richtig-Positiv- (TPR), Falsch-Negativ- (FNR) und Richtig-Negativ-Raten (TNR) verglichen. Die Leistungsfähigkeit verschiedener Sensor- und Merkmalskonstellationen wird ebenfalls analysiert.

Im fünften Kapitel werden die Ergebnisse zusammengefasst und diskutiert. Im Ausblick werden mögliche nächste Schritte erörtert.

# Kapitel 2

## 2 Theoretische Grundlagen

In diesem Kapitel werden die theoretischen Annahmen und Grundlagen, die dem experimentellen und methodischen Teil zugrunde liegen, beschrieben. Der erste Abschnitt behandelt die chloridinduzierte Lochkorrosion. Darin werden die elektrochemischen Grundlagen der Korrosion von Metallen und dem Sonderfall der chloridinduzierten Korrosion beschrieben, von anderen Betonstahlkorrosionsarten abgegrenzt und die wichtigsten Einflüsse auf den Ablauf der Korrosionsreaktion zusammengefasst. Im zweiten Abschnitt werden die verwendeten ZfP-Verfahren detailliert und hinsichtlich ihrer Anwendungsgrenzen charakterisiert. Im letzten Abschnitt werden theoretische Grundlagen und Annahmen der Datenfusion zusammengefasst. Dazu wird zunächst der Vorteil der Merkmalsraumrepräsentation erläutert. Abschließend werden die Methoden aus dem maschinellen Lernen beschrieben, die in dieser Arbeit verwendet wurden.

### 2.1 Grundlagen der Korrosion

Korrosion ist die Schädigung eines Werkstoffs durch die Reaktion mit einem umgebenden Medium. Sie kann chemischer, physikalischer sowie elektrochemischer Natur sein (Nürnberger, 1996). Diese Arbeit bezieht sich ausschließlich auf den elektrochemischen Prozess, bei dem Metalle an der Phasengrenze zu einem umgebenden Elektrolyten in Lösung gehen. Als Elektrolyt werden Lösungen bezeichnet, in denen Substanzen in negativ geladene Anionen und positiv geladene Kationen dissoziiert, d.h. geteilt sind (Kaeschke, 1979).

Viele Metalle werden durch die Verhüttung aus Erzen gewonnen. Dabei werden die Erze unter hohem Energieaufwand (zum Beispiel für Stahl 16...27 MJ/kg oder Aluminium 160...240MJ/kg (Czichos, et al., 2013)) reduziert, d.h. die Oxide werden dem Erz entzogen. Aus Sicht der Thermodynamik erhöht sich dadurch die Entropie der Metalle und sie befinden sich in einem thermodynamisch instabilen Zustand. Die Metalle neigen dazu die gespeicherte Entropie durch chemische Reaktionen umzuwandeln (Revie & Uhlig, 2008). Ein Maß für diese Neigung ist das Standard Potential  $E^0$  der sogenannte „*Elektrochemische Spannungsreihe der Metalle*“. Es lässt sich mit der Nernst-Planck Gleichung mathematisch bestimmen (Kaeschke, 1979). Diese Berechnungen bilden die Grundlage für Pourbaix Diagramme. Sie stellen thermodynamisch



stabile Verbindungen in Abhängigkeit vom pH-Wert und dem elektrochemischen Potential dar (Pourbaix, 1974) (vergleiche Abbildung 2-1). Mit dieser thermodynamischen Betrachtung werden die Korrosionsneigung und stabile Korrosionsprodukte abschätzbar. Praktisch betrachtet ist die Korrosionskinetik jedoch weitaus bedeutsamer für den Reaktionsablauf. Unter diesem Begriff werden alle Einflüsse auf den Ablauf der Korrosionsreaktion, wie Materialanordnung, die Beschaffenheit der Reaktionsflächen, Stofftransporte und weitere Aspekte zusammengefasst. Während zum Beispiel unedler Stahl bei ausreichendem Wasser- und Sauerstoffangebot beinahe ungehemmt in Lösung geht, bildet sich auf dem aus thermodynamischer Sicht korrosionsgeneigterem Aluminium eine Oxidschicht, die den Fortschritt der Korrosionsreaktion stark hemmt (Scholz & Knoblauch, 2007).

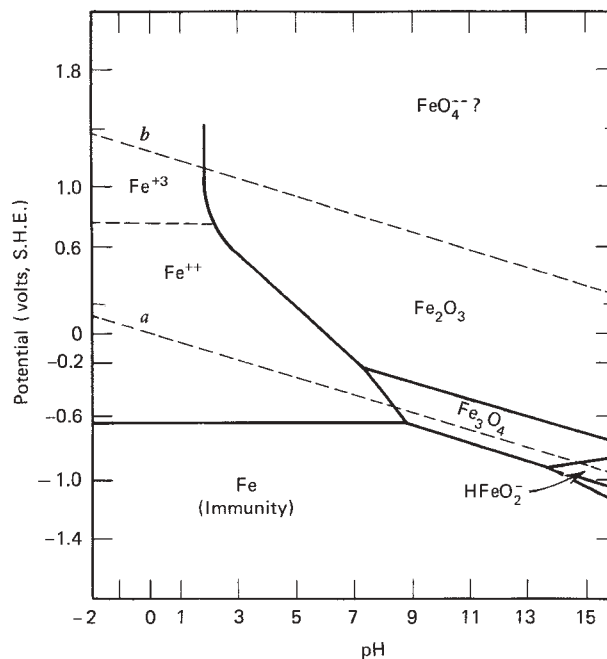


Abbildung 2-1: Pourbaix-Diagramm aus (Revie & Uhlig, 2008) für ein Eisen-Wasser bei 25°C.

Um das Verständnis über das interdisziplinäre Feld der Korrosion zu vertiefen, werden im folgenden Abschnitt die spezifischen Korrosionsmechanismen von Stahl in Beton beschrieben. Anschließend wird die chloridinduzierte Lochkorrosion erläutert. Zunächst wird allgemein die Korrosion von Metallen beschrieben.

### 2.1.1 Korrosion von Metallen

Die elektrochemische Korrosion von Metallen findet in zwei Teilreaktionen, einer Reduktions- und einer Oxidationsreaktion (Redox-Reaktion) statt. Die Schädigung des Metalls (Me) entsteht durch die Oxidationsreaktion an einer Anode gemäß Gleichung ( 2-1 ) (Nürnberg, 1996).



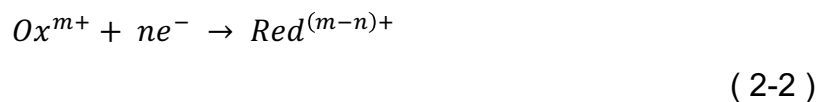
mit:

$Me$  Metall

$Me^{n+}$  Metallion

$ne^{-}$   $n$  (verschiedene) Elektronen

Der Begriff Oxidation bedeutet die chemische Lösung des Metalls in seine Ionen unter Elektronenabgabe, auch wenn dabei keine Sauerstoffverbindung des Metalls entstehen muss. Das entscheidende ist die Abgabe von Elektronen (Kaeschke, 1979). An einer zweiten Elektrode, der Kathode, erfolgt die Reduktionsreaktion bei der die freien Elektronen verbraucht werden. Dazu gehen sie an der Phasengrenze (Metall-Elektrolyt) in ein im Elektrolyt enthaltenes Oxidationsmittel, in der Regel Sauerstoff, über (Nürnberg, 1996):



mit:

$Ox^{m+}$   $m$ -fach positiv geladenes Oxidationsmittel

$Red^{(m-n)+}$  Reduktionsprodukt

Reduktion und Oxidation finden räumlich getrennt statt. Sind sie zeitlich und örtlich gleichmäßig verteilt, spricht man von einer homogenen Mischelektrode. Bei einer getrennten Ausbildung von Anode und Kathode spricht man von einer heterogenen Mischelektrode (Nürnberg, 1996). Aufgrund des elektrischen Neutralitätsgrundsatzes stehen die anodischen und die kathodischen Teilreaktionen im Gleichgewicht. Die

langsamere Reaktion bestimmt somit die Reaktionsgeschwindigkeit. Steht zum Beispiel nicht ausreichend Oxidationsmittel für eine ungehemmte kathodische Teilreaktion zur Verfügung, ist die Korrosion kathodisch gehemmt. In der Regel läuft die kathodische Teilreaktion langsamer als die anodische. Deshalb ist das Verhältnis von wirksamer Anoden- zu Kathodenfläche ein wichtiges Maß für die Abschätzung der Reaktionsgeschwindigkeit (Gehlen, et al., 2010). Im Redox-System wird das Gleichgewicht elektronenleitend über das Metall und ionenleitend über den Elektrolyt hergestellt (Nürnberger, 1996). Es entsteht ein Stromkreis mit einem Elektronenstrom im Metall und einem Ionenstrom im Elektrolyt.

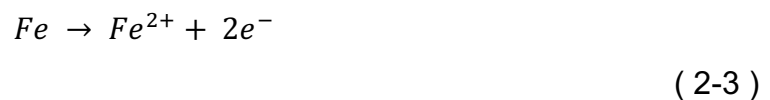
Die Geschwindigkeit der Korrosionsreaktion ist äquivalent zum Korrosionsstrom  $I_{cor}$ . Der Stoffumsatz kann durch das Einsetzen von  $I_{cor}$  und der Korrosionsdauer in das Faraday'sche Gesetz ermittelt werden (Nürnberger, 1996). Der Korrosionsstrom setzt sich aus den Teilströmen für die anodische und kathodische Teilreaktion zusammen. Beide Ströme sind abhängig vom Werkstoff und dem elektrochemischen Potential. Der anodische Strom steigt mit dem Potential. Widerstände mindern den Korrosionsstrom. Dazu gehören der Metallleiterwiderstand  $R_{Metall}$ , der Elektrolytwiderstand  $R_{el}$ , der anodische Polarisationswiderstand  $R_{p,an}$  und der kathodische Polarisationswiderstand  $R_{p,cath}$ . Der Metallwiderstand ist gegenüber dem Elektrolytwiderstand relativ gering und kann in der Regel vernachlässigt werden. Der Elektrolytwiderstand ist im Beton besonders bedeutsam. Da die Widerstände integrale Größen sind, hängt ihre Größe von der Geometrie des elektrischen Feldes ab. Der Gesamtstrom  $I_{cor}$  kann nach dem Ohm'schen Gesetz aus dem Quotienten aus der Treibspannung  $U_{diff}$  mit der Summe der Teilwiderstände  $R_{Metall} + R_{el} + R_{p,an} + R_{p,cath}$  berechnet werden (Nürnberger, 1996). Wird der Strom von außen eingeprägt, spricht man von Fremdstromkorrosion. Als Treibspannung  $U_{diff}$  wird die Potentialdifferenz zwischen Anode und Kathode bezeichnet. Sie ist der Antrieb für die Elementkorrosion; ohne Potentialdifferenz, fließt kein Strom und die Korrosion stoppt. Unterschiedliche Potentiale entstehen durch Ionen-, beziehungsweise Elektronenakkumulationen an der Phasengrenze zwischen Metall und Elektrolyt. Wenn die positiv geladenen Ionen in Lösung gehen, bleiben im Metall die negativ geladenen Elektronen zurück. Dadurch ist der Bereich, in dem die Metallauflösung stattfindet, negativ polarisiert. Das polarisierte Metall zieht die positiv geladenen Metallionen an der Metalloberfläche an. Es bildet sich eine Grenz Doppelschicht. Durch die Elektronenakkumulation ändert sich das Potential des Metalls:

es wird niedriger. Das Potential wird als Maß für die Ionisierbarkeit, beziehungsweise Korrosionsneigung eines Metalls in einem Elektrolyt interpretiert (Nürnberger, 1996). Es kann gegenüber einer Referenzelektrode gemessen werden und ist umso negativer, je höher die Korrosionsaktivität ist.

Zusammenfassend wird für die Korrosion eine elektronen- und ionenleitende Verbindung zwischen Anode und Kathode sowie ein Oxidationsmittel benötigt. Die langsamste Teilreaktion bestimmt die Geschwindigkeit, mit der die Korrosionsreaktion abläuft. Der Antrieb für die Reaktionen ist die Potentialdifferenz, welche durch verschiedene Widerstände gehemmt wird. Generell beeinflussen thermodynamische Größen wie pH-Wert, Temperatur oder Druck die Reaktionsgeschwindigkeit (Kaeschke, 1979).

### 2.1.2 Korrosion von Stahl im Beton

Der Stahl ist eingebettet im Beton - umgeben von Zement und wassergefülltem Porenraum. Das Porenwasser dient als Elektrolyt. Beim weitverbreiteten Portlandzement werden darin Hydroxide gelöst. Das Wasser ist in der Folge stark basisch mit einem pH-Wert größer 12 (Czichos, et al., 2013). In dieser Lösung korrodiert der Stahl an der anodischen Teilreaktion gemäß Gleichung ( 2-1 ) entsprechend der folgenden Gleichung (Nürnberger, 1996):

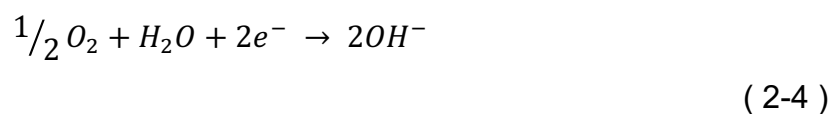


mit:

$Fe$  Eisenatom

$Fe^{2+}$  Eisenion

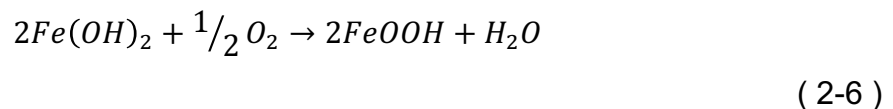
Eisenionen gehen unter Abgabe von zwei Elektronen in Lösung. In der kathodischen Teilreaktion gemäß Gleichung ( 2-2 ) wird im basischen Milieu Wasser ( $H_2O$ ) und Sauerstoff ( $O_2$ ) zu Hydroxid ( $OH^{-}$ ) reduziert (Nürnberger, 1996):



Die Reaktionsprodukte aus den Gleichungen ( 2-3 ) und ( 2-4 ) reagieren zu festen Korrosionsprodukten weiter. Eine dünne Schicht aus Eisen(II)-Hydroxid ( $Fe(OH)_2$ ) entsteht (Nürnberger, 1996):



In einer weiteren Reaktion unter Beteiligung von Sauerstoff wird das Eisen(II)-Hydroxid zu schwer löslichen Eisen(III)-Hydroxid ( $2FeOOH$ ) oxidiert. Es entsteht Rost (Nürnberger, 1996):



Eine Deckschicht aus den Korrosionsprodukten verlangsamt den Transport von weiteren Eisenionen an den Elektrolyten und ein Gleichgewichtspotential bildet sich aus. Dadurch kommt die Korrosionsreaktion praktisch zum Erliegen (Castel & Nasser, 2015). Weil die aktive (also ungehinderte) Korrosion durch diese Schicht stark gehemmt wird, heißt sie Passivschicht. Während ihrer Bildung ist das Potential des Stahls niedriger, bis sich ein passives Potential einstellt (Strehblow, 1984; Bertolini & Redaelli, 2009; Sánchez, et al., 2006).

Die Deckschicht kann durch den Zutritt eines Angriffsmittels, zum Beispiel Chloriden, geschädigt und aktive Korrosion ausgelöst werden. Dabei wird zwischen Flächen- und Lokalkorrosion unterschieden. Bei flächiger Korrosion verläuft die Reaktion gleichmäßig und vollflächig. Bei lokaler Korrosion wie die Lochkorrosion treten komplexe Reaktionsmechanismen auf und es bilden sich Lokalelemente aus.

Zusammenfassend ist die Mindestvoraussetzung für die Korrosion von Stahl im Beton das Vorhandensein eines Angriffsmittels, sowie ausreichendes Sauerstoff- und Wasserangebot.

### **2.1.3 Chloridinduzierte Lochkorrosion von Stahl im Beton**

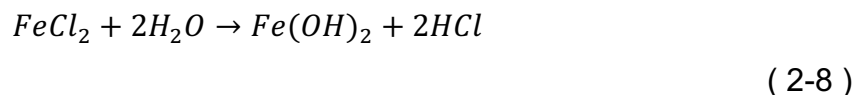
Die chloridinduzierte Lochkorrosion wird in der Regel durch die Migration von Salzen aus Meerwasser oder Streumitteln in den Beton ausgelöst (Montemor, et al., 2003). Betonfeuchte, die Klimabedingungen, die Porenstruktur des Betons und das Chloridbindungsvermögen des Zements beeinflussen die Penetrationsraten (Oh & Jang,

2007). Die Transportmechanismen sind hauptsächlich Diffusion und kapillare Adsorption (Stanish, et al., 1997). Chloride penetrieren den Beton drei- bis sechsmal langsamer als Wasser wegen der physikalischen und chemischen Bindungskräfte (Tuutti, 1982). Die Migration der Chloride bis in mehrere Zentimeter Tiefe dauert in der Praxis einige Jahrzehnte. Schwachstellen im Beton wie Risse und Kapillaren begünstigen jedoch einen beschleunigten Eintrag. Wenn ein (in Abhängigkeit von der Hydroxidionenkonzentration (Tuutti, 1982; Angst, 2011)) kritischer Chloridgehalt an der Passivschicht erreicht ist, beginnt ein lokaler Einbruch der Passivschicht durch einen chemischen Sorptionsprozess (Dauberschmidt, 2006). An dieser Stelle wird die Passivität des Stahls aufgelöst. Eisenionen gehen ungehemmt in Lösung. Die Korrosionsreaktion beginnt lokal in einer Initiierungsphase gemäß den Gleichungen ( 2-3 ) und ( 2-4 ) und bildet ein Loch in der Propagationsphase (Tuutti, 1982).

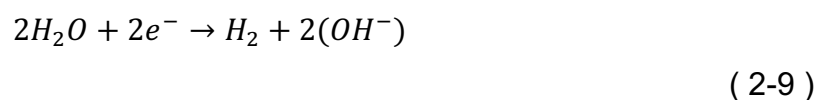
Während der Propagationsphase wird das Loch durch die Ansammlung von Eisenionen anodisch polarisiert. Anionische Chloridionen ( $Cl^-$ ) streben nach Ladungsausgleich und migrieren in das Loch. Sie reagieren zusammen mit den Eisenionen zu Eisen(II)-Chlorid ( $FeCl_2$ ) (Turner-Fairbank Highway Research Center, 2014):



Durch eine Hydrolysereaktion spaltet sich das Eisen(II)-Chlorid zu Eisen(II)-Hydroxid und Salzsäure ( $HCl$ ) (Turner-Fairbank Highway Research Center, 2014):



Das Ansäuern des Lochs beschleunigt die Korrosion weiter. Die Eisenhydroxide verlassen das Loch und bilden Rost gemäß Gleichung ( 2-6 ) (Turner-Fairbank Highway Research Center, 2014). Ist das Verlassen nicht möglich, zum Beispiel durch ein dichtes Gefüge im Beton, verlangsamt sich die Reaktion. Durch die Bildung von Salzsäure sinkt der pH-Wert im Lochelement auf Werte unter fünf. Somit kann im Loch eine parallele kathodische Teilreaktion stattfinden und beschleunigt die Korrosion weiter. Dabei bildet sich Wasserstoff gemäß der folgenden Gleichung (Holze, 1998):



Zusammenfassend beschleunigen mehrere Mechanismen die Lochkorrosion in der Propagationsphase. Die Ansäuerung des Lochelektrolyten durch die Salzsäure, und das kleine Anoden- zu Kathodenfläche-Verhältnis führen zu einer verhältnismäßig schnellen Korrosionsreaktion. Die Reaktion wird gehemmt, wenn die Eisenhydroxide nicht schnell genug aus dem Loch abtransportiert werden können.

## 2.2 Zerstörungsfreie Prüfung im Bauwesen

In diesem Abschnitt werden die in den Experimenten verwendeten Prüfverfahren vorgestellt. Für jedes der Verfahren werden die theoretischen Grundlagen und grundsätzlichen Gleichungen erläutert. Anschließend werden Eignung und Grenzen bei der Detektion von Kiesnestern und Korrosion kurz erklärt. Zunächst werden die bildgebenden Ultraschall Verfahren Impuls-Echo und Impact-Echo sowie das Bodenradar beschrieben. Anschließend werden die parametrischen ZfP-Verfahren Potentialfeldmessung, Wenner-Widerstandsmessung und die Mikrowellen-Feuchtigkeitsmessung vorgestellt. Wie in Kapitel 1 erwähnt, werden Ultraschall, Impact-Echo und Bodenradar für die Kiesnestdetektion verwendet. Potentialfeldmessung, Bodenradar, Wenner-Widerstandsmessung und Mikrowellen-Feuchtemessung werden in dieser Arbeit für die Korrosionsdetektion verwendet.

### 2.2.1 Ultraschall-Verfahren

Ultraschall-Prüfverfahren beruhen auf der Ausbreitung elastischer Wellen in Festkörpern (Blitz & Simpson, 1996). Die Wellen erregen Resonanzen oder werden gestreut, gebeugt und umgewandelt. Anhand der Schallwellenänderung werden Bauteilgeometrie ermittelt und Einbauteile oder Defekte lokalisiert. Die Anwendung von Ultraschall-Verfahren zur Untersuchung von Betonbauteilen ist im Merkblatt B4 (DGZfP B04, 1999) der DGZfP geregelt.

Unter den elastischen Wellen werden drei Arten unterschieden: Longitudinalwellen, Transversalwellen und Rayleigh-Wellen. Die Wellenarten breiten sich gleichzeitig mit unterschiedlichen Geschwindigkeiten im und auf dem Feststoff aus und wandeln sich an Grenzflächen ineinander um. Zusätzlich können Plattenwellen, sogenannte Lamb-Wellen, entstehen (DGZfP B04, 1999).

Bei Longitudinalwellen schwingen die Masseteilchen in Wellenausbreitungsrichtung. Die Schallgeschwindigkeit  $c_p$  ergibt sich aus dem Elastizitätsmodul  $E_{dyn}$  und der Querdehnzahl  $\mu_{dyn}$  gemäß Gleichung (DGZfP B04, 1999):

$$c_p = \sqrt{\frac{E_{dyn}(1 - \mu_{dyn})}{\rho(1 + \mu_{dyn})(1 - 2\mu_{dyn})}} \quad (2-10)$$



mit

$E_{dyn}$  Dynamisches Elastizitätsmodul ( $N/mm^3$ )

$\mu_{dyn}$  Dynamische Querdehnzahl (-)

$\rho$  Dichte ( $kg/mm^3$ )

Für Beton ergeben sich die Longitudinalwellengeschwindigkeiten von ca. 3750 m/s bis 4250 m/s. Typische Frequenzen für die Betonuntersuchung liegen zwischen 50 und 200 Kilohertz. Die Wellenlänge liegt dann bei 2 bis 9 Zentimeter. Das theoretische Auflösungsvermögen (halbe Wellenlänge) liegt zwischen einem und vier Zentimetern. Bei Transversalwellen schwingen die Massenteilchen senkrecht zur Wellenausbreitungsrichtung. Die Auslenkungsrichtung wird als Polarisation bezeichnet. Die Schallgeschwindigkeit  $c_s$  ergibt sich aus dem Elastizitätsmodul  $E_{dyn}$  und der Querdehnzahl  $\mu_{dyn}$  gemäß Gleichung (DGZfP B04, 1999):

$$c_s = \sqrt{\frac{E_{dyn} (1 - \mu_{dyn})}{\rho \cdot 2(1 + \mu_{dyn})}} \quad (2-11)$$

Für Beton ergeben sich die Transversalwellengeschwindigkeiten  $c_s$  zu ca. 2400 m/s bis 2750 m/s. Typische Frequenzen für die Betonuntersuchung liegen zwischen 35 und 85 Kilohertz. Die Wellenlänge liegt dann bei 4,5 bis 5 Zentimeter. Das theoretische Auflösungsvermögen (halbe Wellenlänge) liegt zwischen zwei und drei Zentimetern. Das Verhältnis  $k$  zwischen Longitudinal und Transversalwellengeschwindigkeit ergibt sich zu (DGZfP B04, 1999):

$$k = \frac{c_p}{c_s} = \sqrt{\frac{2 - 2\mu_{dyn}}{1 - 2\mu_{dyn}}} \quad (2-12)$$

Rayleigh-Wellen sind Oberflächenwellen, die aus der Interferenz von Longitudinal und Transversalwellen sowohl entlang, als auch parallel zur Wellenausbreitungsrichtung schwingen. Die Geschwindigkeit  $c_R$  ist etwas geringer als die Transversalwellengeschwindigkeit und ergibt sich zu (DGZfP B04, 1999):

$$c_R = c_s \frac{0,87 + 1,12 \mu_{dyn}}{1 + \mu_{dyn}} \quad (2-13)$$

Plattenwellen sind geführte Wellen die in plattenähnlichen Körpern entstehen. Die Massenteilchen schwingen in Transversal und Longitudinalrichtung. Es wird zwischen symmetrischen und antisymmetrischen Moden unterschieden. Bei symmetrischen Moden schwingen die Masseteilchen an Plattenunterseite und –oberseite gleichzeitig weg, oder hin zur Plattenmitte. Bei antisymmetrischen Moden schwingen die Masseteilchen an Plattenunterseite und –oberseite entgegengesetzt weg, oder hin zur Plattenmitte. Die Ausbreitungsgeschwindigkeit ist nicht nur materialabhängig, sondern auch frequenz- (Dispersion) und geometrieabhängig.

Grenzflächen für akustische Wellen entstehen bei unterschiedlicher akustischer Impedanz  $Z$ . Sie ist definiert als das Produkt aus der Dichte und der Schallgeschwindigkeit (DGZfP B04, 1999):

$$Z = \rho c \quad (2-14)$$

In Abhängigkeit des Impedanzunterschieds durchläuft die Welle die Grenzschicht zu einem Teil. Ein anderer Teil wird reflektiert. Der Anteil der reflektierten Welle  $r$  ergibt sich zum Beispiel für Longitudinalwellen aus dem folgenden Verhältnis (DGZfP B04, 1999):

$$r_{long} = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \quad (2-15)$$

Wobei  $Z_1$  und  $Z_2$  die akustische Impedanz der aneinandergrenzenden Materialien sind. Für Transversalwellen ergibt sich der Reflexionskoeffizient  $r_{trans}$  zu (DGZfP B04, 1999):

$$r_{trans} = \frac{Z_1 - Z_2}{Z_1 + Z_2} \quad (2-16)$$

Ein negativer Reflexionskoeffizient führt zu einer Umkehrung der Phase der reflektierten Welle, dem sogenannten Phasensprung. Umgekehrt kann aus der Phase einer reflektierten Welle der Impedanzunterschied eines Reflektors geschätzt werden und somit zum Beispiel zwischen Grenzschichten zu Stahl oder Luft im Beton unterschieden werden (Mayer, et al., 2008).

### 2.2.1.1 Ultraschall-Impuls-Echo-Verfahren.

Das US-Verfahren ist ein volumenabbildendes ZfP-Verfahren. Es wird zur Detektion von Grenzschichten (zum Beispiel von Einbauteilen oder der Geometrie einseitig zugänglicher Bauteile) und von Defekten (zum Beispiel Risse oder Inhomogenitäten) verwendet. Die Messung erfolgt mit nebeneinander angeordneten Empfänger- und Senderprüfköpfen, (Vergleich Abbildung 2-2 links). Die von Senderprüfköpfen ausgesandten Schallwellen werden an Reflektoren, also Objekten mit anderer akustischer Impedanz, gestreut. Das reflektierte Signal wird von Empfängerprüfköpfen empfangen. Das Messergebnis sind die Amplituden des reflektierten Signals an einer Stelle im Zeitbereich (Vergleich Abbildung 2-2 links). Um den Einfluss der Streuung aus dem Zuschlag zu verringern werden Transversalwellenprüfköpfe mit Mittenfrequenzen von 35 bis 85 Kilohertz verwendet. Die halbe Wellenlänge entspricht dann dem Größtkorndurchmesser. Weitere Signalverbesserung kann durch die Verwendung von heuristischen Rekonstruktionsalgorithmen (zum Beispiel mit SAFT (Elbern & Guimarães, 1999)) erreicht werden. Dabei werden die Schallwege auf die Positionen von Reflektoren zurückgerechnet.

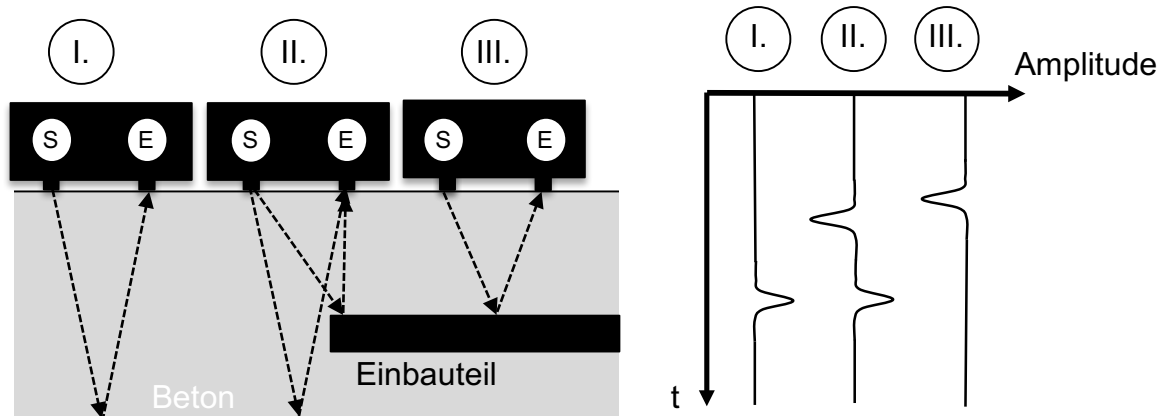


Abbildung 2-2: Schematische Darstellung der Ultraschall-Puls-Echo-Messung; links: Messung mit Sender (S) - Empfänger (E) Prüfkopf an einem Betonprobekörper mit Einbauteil an drei verschiedenen Messpositionen (I., II. und III.) und kürzeste Schallwege; rechts: Zu den Positionen I.-III. korrespondierende Messsignale im Zeitbereich.

Die Detektion von **Kiesnestern** kann mit Laufzeitmessungen der an der Rückwand reflektierten Welle erfolgen (DGZfP B04, 1999). Wegen der längeren Schallwege am gestörten Gefüge sind Kiesnester anhand längerer Laufzeiten detektierbar (DGZfP B04, 1999). Diese Methode ist jedoch relativ ungenau da die Schwankungen durch

Beton-Inhomogenitäten und Konstruktionsarbeiten die Schwankungen der Kiesnester überlagern, es sei denn, dass die Defekte sehr groß sind und einen scharfen Kontrast in der akustischen Impedanz innerhalb des Bauteils hervorrufen. Noch wichtiger ist, dass zur Berechnung der Geschwindigkeit aus der Ultraschall-Puls-Echo-Anordnung eine A-priori-Kennntnis der Bauteilgeometrie mit hoher Genauigkeit erforderlich ist. Diese Information ist in der Regel nicht verfügbar. Kleine Fehler in der Dickenauswertung führen oft zu signifikanteren Schwankungen der Wellengeschwindigkeit als die, die sich aus den Variationen in der Betonqualität ergeben. Es gibt keine Möglichkeit, eine Ursache von der anderen zu unterscheiden. Reflexionen und längere Schallwege an Einbauteilen erschweren die Evaluierung weiter.

Die Detektion von stark fortgeschrittener **Korrosion** mit Ultraschall ist indirekt, durch die Bestimmung von Abplatzungen möglich (Shokouhi, et al., 2014). Die Auswertung der Phaseninformation liefert Informationen zum Verbund zwischen Stahl und Beton und kann ebenfalls als Indikator für starke Korrosion dienen (Mayer, et al., 2008).

### 2.2.1.2 Impact-Echo

IE ist ein einfaches Verfahren zur Bestimmung von Plattendicken und Delaminationsbereichen. Es wurde 1986 von Sansalone et al. (Sansalone & Carino, 1986) speziell für Beton entwickelt und ist seit 1997 nach ASTM C 1383-98a (ASTM C1383, 1998) in den Vereinigten Staaten standardisiert. Bei dem Verfahren werden niederfrequente elastische Wellen in Platten durch einen mechanischen Hammerimpuls an der Bauteiloberfläche angeregt (Vergleich Abbildung 2-3, links). Ein Longitudinalwellen-Empfänger zeichnet die Welle auf. Im Frequenzbereich betrachtet dominiert eine Frequenz des Signals - die sogenannte Dickenresonanzfrequenz der Platte (Vergleich Abbildung 2-3, rechts).

Weil diese ursprünglich als Resultat von zwischen den Schichtgrenzen an Ober- und Unterseite der Platte pendelnden Longitudinalwellen erklärt wurde, erfolgt die Umrechnung des Signals vom Frequenz- in den Ortsbereich in Abhängigkeit der Longitudinalwellengeschwindigkeit nach der folgenden Gleichung (Sansalone & Streett, 1997):

$$d = \frac{\beta_K c_p}{2f}$$

( 2-17 )

mit

- $d$  Magnitude des Signals in einer Tiefe (-)  
 $\beta_K$  Empirisch ermittelter Korrekturfaktor 0,96  
 $c_p$  Longitudinalwellengeschwindigkeit (m/s)  
 $f$  Frequenz (Hz)

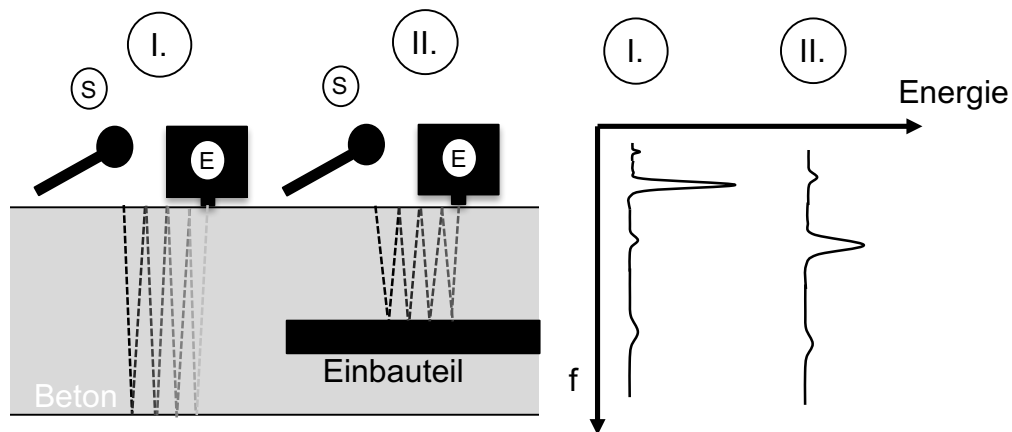


Abbildung 2-3: Schematische Darstellung der Impact-Echo-Messung; links: Messung mit Hammer als Sender (S) – und Empfänger (E) Prüfkopf an einem Betonprobekörper mit Einbauteil an zwei verschiedenen Messpositionen (I. und II.) und Schallwege; rechts: Zu den Positionen I. und II. korrespondierendes Frequenzspektrum der Messsignale mit dominanter Dickenresonanzfrequenz.

Dem liegt die Annahme zugrunde, dass die Schallenergie periodisch reflektiert wird, so dass aus der Schallgeschwindigkeit die Tiefe der Reflexionsebene ermittelt werden kann. Der Korrekturfaktor  $\beta_K$  wurde 1997 eingeführt (Sansalone & Streett, 1997), um die experimentellen Ergebnisse mit den theoretischen Annahmen in Einklang zu bringen. Die Frequenzauflösung (und somit nach Gleichung ( 2-17 ) auch die Ortsauflösung) ist durch die Art des Impaktors steuerbar. Üblicherweise werden Stahlkugeln verwendet. Je kleiner der Durchmesser, desto breitbandiger ist die Anregung und desto geringer ist die eingebrachte Energie. Je größer der Durchmesser ist, desto niederfrequenter ist die Anregung und umso höher ist die Energie und somit die Eindringtiefe (Sansalone & Streett, 1997). Bei der Messplanung muss ein der Messaufgabe angemessener Kompromiss zwischen Auflösungsvermögen und Eindringtiefe gefunden werden.

Ungefähr zur selben Zeit von Sansalones Buch (Sansalone & Streett, 1997) veröffentlichte Popovics einen Lamb-Wellen basierten Erklärungsansatz, der die Experimente

präziser vorhersagen konnte (Popovic, 1997). Demnach erregt der Impact an der Oberfläche die symmetrische Mode  $S_1$ . Sie ist eine stehende Plattenwelle, bei der sich Ober- und Unterseite periodisch zur Plattenmitte hin und weg bewegt. Andere Wissenschaftler bestätigten diesen Ansatz (Gibson & Popovics, 2005; Große & Beutel, 2007; Schubert & Köhler, 2008; Baggens & Ryden, 2015; Shokouhi, 2005). Eine Verschiebung der Plattenresonanzfrequenz ist demnach von den mechanischen Parametern der Betonplatte abhängig.

Sansalone schlägt in ihrem Buch eine Methode zur Detektion von **Kiesnestern** mit IE vor (Sansalone & Streett, 1997). Demnach sollte das Signal teilweise auf den Kiesnestern reflektiert werden, wenn ein niederfrequenter Impuls zwischen 1 und 60 kHz induziert wird. Wegen der großen Wellenlänge von typischerweise Dutzenden Zentimetern ist die Streuung an Poren jedoch weniger signifikant als von Sansalone beschrieben (Schubert, et al., 2004). Tatsächlich hat Sansalone selbst eine Nachweisgrenze nach dem Verhältnis vom kleinsten Durchmesser des Defekts zur Defekttiefe größer oder gleich eins vorgeschlagen. Sansalones Thesen zur Kiesnestdetektion konnten noch durch keine andere unabhängige Untersuchung bestätigt werden. Tatsächlich versuchten viele Wissenschaftler erfolglos, Sansalones Ergebnisse zu reproduzieren und berichteten über ihre Ergebnisse (Große & Beutel, 2007; Schubert & Köhler, 2008; Kumar, et al., 2000). Das liegt unter anderem daran, dass IE (wie oben erwähnt) zum Zeitpunkt der Veröffentlichung des Buchs nicht vollständig verstanden wurde. Eine stehende Lamb-Welle zwischen Kiesnest und der Oberfläche scheint aus heutiger Sicht unmöglich. Auch die mechanischen Parameter der Platte, allem voran die Steifigkeit, werden durch die in dieser Arbeit adressierte Form von Kiesnestern nicht beeinflusst, so dass es zu keiner Frequenzverschiebung der Plattenresonanzfrequenz kommt. Stattdessen kann eine deutliche Dämpfung der Signale (welche im Zeitbereich sogar mit dem bloßen Auge erkennbar ist) auftreten. Dämpfung von IE-Signalen wurde in früheren Studien als Signatur von "verteilter Schädigung" identifiziert (Livingston, et al., 2006).

Impact Echo wurde in vielzähligen Studien zur Detektion von **Korrosion** verwendet. Bereiche, in denen durch Korrosionsprodukte Abplatzungen und Delaminationen entstanden, konnten durch deutlich verschobene Frequenzspektren identifiziert werden (Gucunski, et al., 2010; Gucunski, et al., 2013; Liang & Su, 2001). Bei der in dieser

Arbeit behandelten Form der Korrosion ist mit derartigen Abplatzungen nicht zu rechnen. Der Einsatz des Verfahrens zur Detektion der viel kleineren Lochkorrosion ist wegen des geringen Auflösungsvermögens nicht zweckmäßig.

### 2.2.2 Radar

Radar ist ein etabliertes Verfahren zur Lokalisierung metallischer Einbauteile im Beton (Jol, 2009). Es basiert auf der Aussendung und dem Empfang elektromagnetischer Wellen mit einer Radarantenne (Vergleich Abbildung 2-4, links). Sie liegen für die Untersuchung von Beton üblicherweise im Frequenzbereich von circa 500 MHz bis 2,0 GHz. Die Messgröße ist der zeitliche Verlauf der an Diskontinuitäten mit unterschiedlichen elektromagnetischen Eigenschaften reflektierten Radaramplitude. Sie werden üblicherweise in Radargrammen dargestellt (DGZfP B10, 2008) (Vergleich Abbildung 2-4, Mitte). Grenzflächen, zum Beispiel an metallischen Einbauteilen, können durch sogenannte Migrationsverfahren (zum Beispiel mit SAFT (Elbern & Guimarães, 1999) oder Kirchhof-Migration (Wiggins, 1984)) anhand der Reflektionen und der charakteristischen Wellenausbreitung zurückgerechnet werden. Dadurch wird die Visualisierbarkeit verbessert und Rauschen unterdrückt (Vergleich Abbildung 2-4, rechts).

Die Ausrichtung des elektrischen und magnetischen Feldes wird als Polarisation bezeichnet. Üblicherweise sind Radarantennen für die Betonuntersuchung linear polarisiert. Das heißt, dass die Ausrichtung des Feldes zeitlich konstant ist. Das Auflösungsvermögen quer zum elektrischen Feld ist für längliche Reflektoren höher. Da die Bewehrung im Stahlbeton in der Regel kreuzweise verlegt ist, werden Radarmessungen üblicherweise in zwei zueinander senkrecht angeordneten Polarisationen durchgeführt.

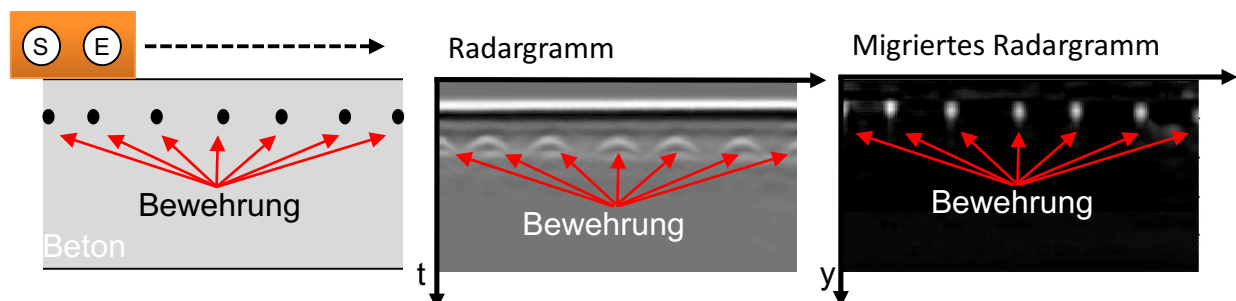


Abbildung 2-4: Schematische Darstellung der Radarmessung; links: Messung mit Sender (S) - Empfänger (E) Antenne an einem Betonprobekörper mit Bewehrung; Mitte: korrespondierendes Radargramm im Zeitbereich mit Hyperbeln an der Stelle der Bewehrung; rechts: migriertes Radargramm mit Bewehrung im Ortsbereich.

Das Radarwellenfeld kann mit der Maxwell'schen Feldgleichung mathematisch beschrieben werden. Für den Sonderfall eines homogenen, unendlich ausgedehnten Mediums, für eine harmonische ebene Welle ergibt sich die elektrische Feldstärke  $E$  zu einem Zeitpunkt  $t$  und einem Ort  $z$  zu (DGZfP B10, 2008):

$$E_{(t,z)} = E_0 e^{i\omega t - \gamma z} \quad (2-18)$$

und

$$\begin{aligned} \gamma &= \alpha + i\beta \\ \alpha &= \frac{\omega}{c_0} \sqrt{\frac{\epsilon_r}{2} (\sqrt{1 + \tan^2 \delta} - 1)} \\ \beta &= \frac{\omega}{c_0} \sqrt{\frac{\epsilon_r}{2} (\sqrt{1 + \tan^2 \delta} + 1)} \\ \delta &= \tan^{-1} \left( \frac{\sigma}{\omega \epsilon_0 \epsilon_r} \right) \end{aligned}$$

mit

- $\gamma$     Ausbreitungskonstante (-)
- $\alpha$     Absorptionsfaktor (-)
- $\beta$     Phasenkonstante (-)
- $\delta$     Verlustwinkel (°)
- $\omega$     Kreisfrequenz (1/s)
- $\epsilon_r$     Verhältnis der effektiven Dielektrizität  $\epsilon_e$  des Materials zur elektrischen Feldkonstante  $\epsilon_0$  (relative Dielektrizitätszahl) (-)
- $\epsilon_0$     elektrische Feldkonstante ( $\frac{As}{Vm}$ )
- $c_0$     Lichtgeschwindigkeit im Vakuum ( $\frac{m}{s}$ )
- $\sigma$     Elektrische Leitfähigkeit ( $\frac{S}{m}$ )

Die magnetische Permeabilität  $\mu$  wurde, wie für Beton zulässig, vernachlässigt, so dass gilt (DGZfP B10, 2008):

$$\mu = \mu_0, \mu_r = 1 \quad (2-19)$$



mit

$\mu_0$  magnetische Feldkonstante ( $N/A^2$ )

$\mu_r$  Verhältnis der effektiven Magnetizität  $\mu_e$  des Materials zur magnetische Feldkonstante  $\mu_0$  (-)

Das longitudinale Auflösungsvermögen ergibt sich aus der Wellenlänge, zum Beispiel für eine Antennenfrequenz von einem Gigahertz in Beton zu circa zwei bis fünf Zentimeter (halbe Wellenlänge). Es können jedoch wesentlich dünnere ebene Grenzschichten detektiert werden, besonders wenn diese aus Metallen sind (DGZfP B10, 2008). Die laterale Auflösung ist bei optimalen Bedingungen die halbe bis ein Viertel der Wellenlänge (DGZfP B10, 2008). Auch wenn das Auflösungsvermögen für die kleineren Hohlstellen in **Kiesnestern** nicht ausreicht, wurde der Einfluss verschiedener Korngrößenverteilungen im Beton auf die Radarsignale in (Kind, 2015) beschrieben. Demnach erzeugen Korngrenzen besonders bei größeren Zuschlägen Signaturen im Radarsignal.

Aus Gleichung ( 2-18 ) geht hervor, dass die Wellenausbreitung maßgeblich von den elektromagnetischen Eigenschaften des durchdrungenen Materials abhängt. Die Laufzeit ist abhängig von der Phasenkonstanten  $\beta$  und ist proportional zur Frequenz. Es kann gezeigt werden, dass die Ausbreitungsgeschwindigkeit  $v$  (näherungsweise<sup>4</sup>) von der relativen Dielektrizität entsprechend der folgenden Gleichung abhängt (Daniels, 2007):

$$v = \frac{c_0}{\sqrt{\epsilon_r}} \quad ( 2-20 )$$

Die relative Dielektrizitätszahl von Beton wird wiederum maßgeblich vom Feuchtegehalt beeinflusst (trockener Beton vier bis sieben, feuchter Beton, acht bis 14 für 500 MHz bis 1 GHz) (Laurens, et al., 2005).

Der Absorptionsfaktor beschreibt die materialbedingte Amplitudendämpfung. Er ist in Gleichung ( 2-18 ) frequenzabhängig. Die Haupteinflussgröße ist die elektrische Konduktivität: je leitfähiger das Material, desto größer ist die Amplitudendämpfung (Persico, 2014). Bei einem Betonbauteil steigt die Leitfähigkeit, je mehr Ionen im Porenwasser gelöst sind.

---

<sup>4</sup> Für kleine elektrische Konduktivität  $\sigma$ , so dass gilt:  $\tan(\delta) \ll 1$

Die Amplitude von GPR-Messungen wird für die Erkennung potenzieller **Korrosionsstellen** an stark verwitterten Bereichen im Beton genutzt (Dinh, et al., 2015; Maser & Bernhardt, 2000; Barnes & Trottier, 2004; Gucunski, et al., 2010) und ist in den USA als ASTM-Norm geregelt (ASTM D6087, 2015). Dazu werden entweder Delaminationsbereiche, die aufgrund exzessiver Korrosion entstehen, oder Signalamplituden in einer Bewehrungslage betrachtet. Bei letzterem weisen geringere Signalamplituden auf Bereiche mit erhöhtem Feuchtigkeits- und Chloridgehalt hin. Allerdings gehen erhöhte Konduktivität und Dielektrizität einher und können nicht ohne Weiteres getrennt behandelt werden (Lasne, et al., 2008). Deshalb bleibt bei der Amplituden-Methode unklar, welcher Anteil der Signalschwächung auf (für die Bewehrung harmlose) erhöhte Feuchtigkeit und welche auf (für die Bewehrung gefährdende) Chloride zurückgeht. Signaldämpfungseffekte unterschiedlicher Tiefenlagen, Materialänderungen und andere Einflüsse verringern die Ergebnissignifikanz weiter.

### **2.2.3 Potentialfeldmessung**

Die Potentialfeldmessung ist ein ZfP-Verfahren zur Detektion von aktiver Korrosion zum Zeitpunkt der Messung in Stahlbeton. Es ist in Deutschland im Merkblatt B3 der DGZfP (DGZfP B03, 2014) und in den USA im ASTM Standard C 876 (ASTM C876, 2015) geregelt. Bei dem Verfahren wird das freie Korrosionspotential der Bewehrung gegenüber einer Bezugselektrode an der Bauteiloberfläche mit einem hoch-ohmigen Spannungsmessgerät gemessen (vergleiche Abbildung 2-5, oben). Der Messaufbau entspricht einer Halbzelle, wobei die Porenlösung im Beton den Elektrolyten und die Bewehrung die Elektroden repräsentieren (Revie & Uhlig, 2008). Durch das systematische Verschieben der Bezugselektrode an der Oberfläche werden die Potentialdifferenzen an den sogenannte Äquipotentiallinien gemessen (vergleiche Abbildung 2-5, unten). Ein deutlicher Abfall des Potentials deutet auf eine aktive Korrosionsstelle hin.

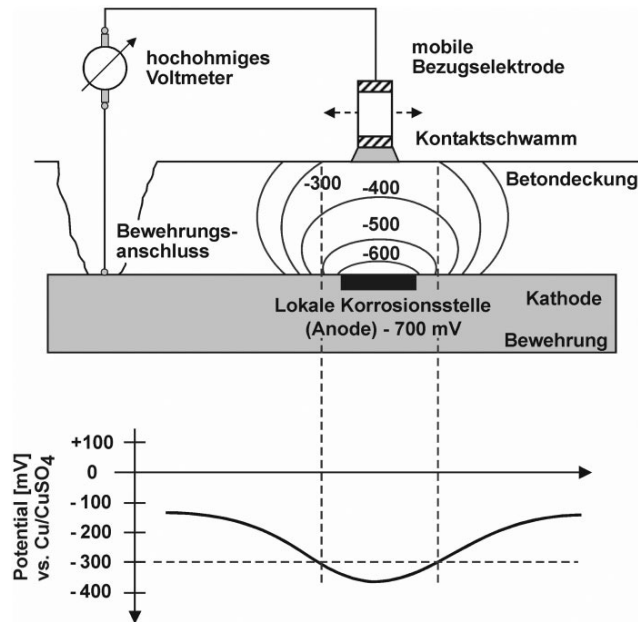


Abbildung 2-5: Messprinzip der Potentialfeldmessung aus (DGZfP B03, 2014). Oben: Messprinzip; unten: beispielhaftes an der Betonoberfläche gemessenes Potential bei aktiver Korrosion.

Die Auswertung der Messung nach dem ASTM Standard C 876 (ASTM C876, 2015) erfolgt durch die Umrechnung der gemessenen Potentiale in empirisch ermittelte Korrosionswahrscheinlichkeiten gemäß Tabelle 2-1 (vorausgesetzt, dass die Messung entsprechend den Vorgaben durchgeführt wird).

Potentialdifferenz zur $\text{Cu}/\text{CuSO}_4^-$ Elektrode	Korrosionswahrscheinlichkeit
$\geq -250 \text{ mV}$	< 10%
$-250 \text{ mV bis } -350 \text{ mV}$	50%
$\leq -350 \text{ mV}$	> 90%

Tabelle 2-1: Korrosionswahrscheinlichkeit für Bewehrungsstahl in Abhängigkeit vom gemessenen Potentialen nach ASTM Standard C 876 (ASTM C876, 2015).

Im Merkblatt B3 werden ebenfalls typische Potentialbereiche definiert (Vergleich Abbildung 2-6). Die Bedeutung wird jedoch wegen der vielzähligen Parameter der Messung relativiert. Stattdessen wird empfohlen relative Potentialunterschiede von mehreren hundert Millivolts, sogenannte Potentialtrichter als Korrosionskriterium zu verwenden.

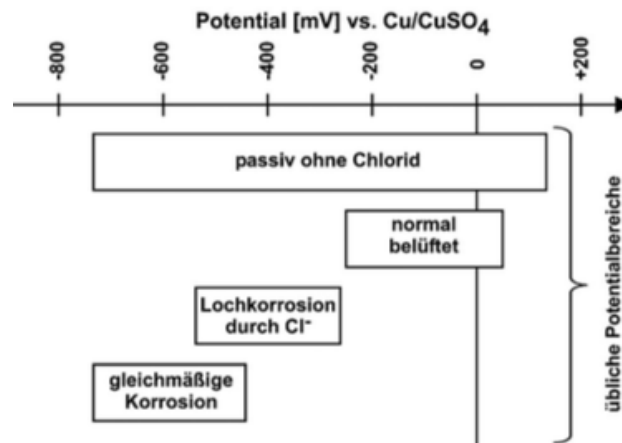


Abbildung 2-6: Übliche Potentialbereiche von Bewehrungsstahl aus Merkblatt B3 der DGZfP (DGZfP B03, 2014).

Einfluss	Auswirkung auf das gemessene Potential
Betondeckung	– bei kleinen Betondeckungen liegen die gemessenen Potentiale in der Nähe des Anodenpotentials (tatsächliches Stahlpotential), bei großen Betondeckungen Verschiebung in Richtung positiver Potentiale (Mischpotential)
Feuchtegehalt des Betons	– i. d. R. Verschiebung in Richtung negativer Potentiale mit zunehmendem Feuchtegehalt – bei dauerhaft sehr hohen Feuchtegehalten im Bereich der Wassersättigung sehr negative Potentiale aufgrund Sauerstoffarmut – i. d. R. flachere Gradienten bei hohen Feuchtegehalten
Schichten mit hohem elektrischen Widerstand (z. B. Reparaturschichten)	– Verschiebung in Richtung positiverer Potentiale
Freiliegende Bewehrung, Einbauteile (z. B. Übergangskonstruktionen, Entwässerungseinrichtungen)	– Im Bereich der Einbauteile i. d. R. Verschiebung in Richtung negativer Potentiale, insbesondere bei Vorhandensein von Korrosion und Feuchtigkeit während der Messung
Tieferehende Risse	– Verschiebung in Richtung negativer Potentiale im Rissbereich durch höheren Feuchtegehalt möglich
Zementart	– im Vergleich zu Portlandzement negativere Potentiale bei Verwendung von Hochofenzement

Tabelle 2-2: Wesentliche Einflüsse auf die gemessenen Potentiale aus Merkblatt B3 (DGZfP B03, 2014).

Das Merkblatt B3 fordert außerdem begleitende Bauwerksuntersuchung<sup>5</sup>. Der Grund sind Einflüsse, die das gemessene Potential beeinträchtigen (Vergleich Abschnitt 1.1.2). Der Grundgedanke ist, dass die Messinformation durch die Schicht zwischen Oberfläche und Bewehrung beeinflusst wird. Die Einflüsse sind in Tabelle 2-2 aus (DGZfP B03, 2014) zusammengefasst. Darüber hinaus konkretisiert Keßler (Keßler,

<sup>5</sup> Laut Tabelle 3: „Begleitende Bauwerksuntersuchungen“ des Merkblatt B3: Bestimmung der Betondeckung (grundsätzlich erforderlich); Bohrmehlentnahme zum Erstellen von Chloridtiefenprofilen (grundsätzlich erforderlich); Visuelle Aufnahme, Kartierung von Rissen und Hohl- bzw. Fehlstellen (grundsätzlich erforderlich); Stichprobenartige Bewehrungs Sondierung (grundsätzlich erforderlich); Stichprobenartige Bestimmung der Karbonatisierungstiefe (grundsätzlich erforderlich); Bestimmung des Elektrolytwiderstandes des Betons (optional); Bestimmung der Zementart (optional)

2015) in ihrer Dissertation zur Validierung der Potentialfeldmessung die wichtigsten Einflussfaktoren. Demnach wird das Korrosionssystem durch die Materialeigenschaften (vergleiche auch Abschnitt 2.1) und die Messung durch die Messdurchführung beeinflusst. Sie nennt die vier Haupteinflussgruppen:

- **Ausbreitung des Potentialfeldes** (Elektrolytwiderstand, Betondeckung, Bauteilgeometrie, Anoden/Kathodenverhältnis, Teilinstandsetzungen, Risse/Fugen, Bauteilbeschichtungen)
- **Elektrokinetische Effekte** (Diffusionspotentiale)
- **Niveau des Elektrodenpotentials** (Sauerstoffgehalt, Stahlfasern)
- **Messdurchführung und Messauswertung** (Messraster, Oberflächenvorbehandlung, Auswertung der Messergebnisse)

Die Ausbreitung des Potentialfelds ist vor allem vom Betonwiderstand abhängig. Je leitfähiger der Beton ist, umso gleichmäßiger breiten sich die Potentiallinien aus. Ein hoher elektrischer Betonwiderstand führt zu steilen Potentialgradienten und verringert die Detektionswahrscheinlichkeit.

Elektrokinetische Effekte entstehen wegen Ionenkonzentrationsunterschieden, besonders zwischen karbonatisierten und nicht-karbonatisierten Schichten. Dies führt zu einer Verfälschung des absoluten Messwertes unter üblichen Messbedingungen um bis zu 150 Millivolt. Keßler notiert, dass der Einfluss auf die (relativen) Potentialdifferenzen gering ist.

Das Niveau des Elektrodenpotentials ist eine intrinsische Größe des Korrosionssystems und hängt von der Konfiguration der Reaktionspartner (Sauerstoff-/Wasserverfügbarkeit, etc.) und den Umgebungsbedingungen (Temperatur, pH-Wert, etc.) ab.

Die Wahl des Messrasters ist entscheidend für die Sensitivität der Messungen: je enger, desto kleinere Anodenflächen können detektiert werden. Abhängig von Betondeckung und der minimalen Anodengröße, liegt der Rasterabstand zwischen 10 und 50 Zentimetern (Keßler, 2015).

#### **2.2.4 Wenner-Widerstandsmessung**

WR ist ein Verfahren aus der Geologie und wurde ursprünglich zur Bestimmung des spezifischen elektrischen Widerstands von Böden entwickelt. Es wird mit kleineren

Handgeräten auch zur Untersuchung von Beton angewendet. Weil das Elektrolyt die leitende Phase des Betons ist, wird dieser Widerstand (missverständlicher Weise) Elektrolytwiderstand genannt. Der spezifische elektrische Widerstand von Beton korreliert mit der Dichtigkeit und dem Chloridgehalt von Beton (Kessler, et al., 2005). Deshalb wird das Verfahren auch zur Bestimmung der Betongüte verwendet (Stanish, et al., 1997; Sengul & Gjørsv, 2008)

Typische Wenner-Sonden bestehen aus vier Elektroden mit einem regelmäßigen Abstand  $a$ . Die beiden äußeren Elektroden induzieren einen Wechselstrom in den Beton  $I$ . Die beiden inneren Elektroden messen die aus dem induzierten elektrischen Wechselstrom resultierende Potentialdifferenz  $\Delta E$ . Der spezifische Widerstand des (unbewehrten) Betons  $\rho$  in Kiloohm-Zentimeter ergibt sich dann zu:

$$\rho = 2a \frac{\Delta E}{I} \quad (2-21)$$

mit

$\rho$  Spezifischer Widerstand des Betons ( $k\Omega cm$ )

$a$  Elektrodenabstand ( $cm$ )

$\Delta E$  Potentialdifferenz ( $V$ )

$I$  Eingespeister Wechselstrom ( $A$ )

Durch einen Formfaktor kann der Widerstand  $R$  aus dem spezifischen Widerstand des (unbewehrten) Betons ermittelt nach der folgenden Gleichung ermittelt werden (Stanish, et al., 1997):

$$R = \frac{\rho}{2\pi a} \quad (2-22)$$

mit

$R$  elektrischer Widerstand ( $\Omega$ )

Der Widerstand nach Gleichung ( 2-22 ) entspricht dem eines Betonzylinders vom Radius  $2a$  und der Länge  $a$  in der mittleren Tiefe (auch Eindringtiefe genannt)  $a$ . Starke Störeinflüsse entstehen durch Bewehrung im Beton. Die wesentlich bessere Leitfähigkeit (umgeschichteter) Stähle führt zu einer Absenkung des gemessenen Widerstands gegenüber einem unbewehrten Bauteil (Isgor, 2015). Nach Merkblatt B3 (DGZfP B03,

2014) kann die WR-Messung als optionale begleitende Bauwerksuntersuchung durchgeführt werden. Die Aussagekraft der Messung wird wegen hohen elektrischen Widerständen karbonisierter Oberflächen relativiert.

### 2.2.5 Mikrowellen-Feuchtemessung

MW ist ein Verfahren zur Bestimmung der Betonfeuchte. Es basiert auf der Aussendung und dem Empfang elektromagnetischer Wellen mit einer Frequenz zwischen zwei bis drei Gigahertz (Göller, 1999). Die Messungen werden einseitig, rastermäßig auf der Bauteiloberfläche mit Antennen unterschiedlicher Penetrationstiefen durchgeführt. Dabei wird die Feuchtigkeit als integrale Größe des penetrierten Materials bestimmt. Die Messgröße ist das Verhältnis der Energie aus emittiertem und reflektiertem Wechselfeld. Dabei wird die besondere elektrische Konfiguration von Wassermolekülen ausgenutzt - sie besitzen räumlich getrennte Pole. Die Energie, die beim Ausrichten der Pole durch ein elektrisches Feld konsumiert wird, kann als Permittivität oder Dielektrizität  $\varepsilon$  ausgedrückt werden ( $\varepsilon_r$  für Wasser  $\sim 80$ ,  $\varepsilon_r$  für Beton  $\sim 3$  bis  $6$ ). In elektrischen Wechselfeldern rotieren die Moleküle, wegen der Bindungskräfte jedoch mit einem Phasenversatz zum Feld. Die Permittivität ist dann eine komplexe Größe gemäß der folgenden Gleichung (Hippel, 1954):

$$\varepsilon_r = \varepsilon_r' + i \varepsilon_r'' = \varepsilon_r' (1 + i \tan(\delta_\varepsilon)) \quad (2-23)$$

und

$$\delta = \tan^{-1} \left( \frac{\varepsilon_r'}{\varepsilon_r''} + \frac{\kappa}{\omega \varepsilon_0 \varepsilon_r} \right)$$

mit

$\delta_\varepsilon$  Gesamt-elektrischer Verlustfaktor ( $^\circ$ )

$\kappa$  Ionenleitfähigkeit ( $S/m$ )

$\varepsilon_r'$  Realteil der relativen Permittivität (Dielektrische Polarisierung) ( $C/m^2$ )

$\varepsilon_r''$  Imaginärteil der relativen Permittivität (Dielektrischer Verlustfaktor) ( $^\circ$ )

Wie in Gleichung ( 2-23 ) erkennbar ist, wird die Ionenleitfähigkeit  $\kappa$  mit der Frequenz  $\omega$  normiert. Das bedeutet, dass bei hohen Frequenzen der Einfluss von Ionen wie zum Beispiel Chlorid-Ionen vernachlässigbar wird (Leschnik & Schlemm, 1999).

Die Messungen können durch hinterlegte Kalibrierkurven in mittlere relative Bauteilfeuchten in Masse-Prozent umgerechnet werden. Metallische Einbauteile verfälschen die Messwerte (Göller, 1999). In Abbildung 2-7 ist die relative Feuchtigkeit in Masse-Prozent aus Mikrowellenmessung an einem Betonprobekörper in einer Tiefe von 20 Zentimeter dargestellt. Das Bewehrungsraster des Probekörpers mit einem Abstand von 15 Zentimetern zeichnet sich mit erhöhten Feuchtigkeitswerten ab.

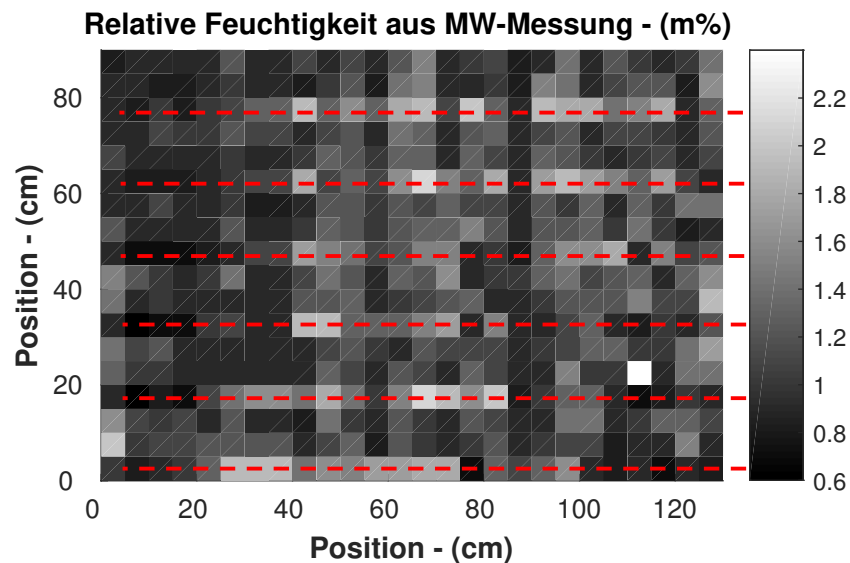


Abbildung 2-7: Relative Feuchtigkeit in Masse-Prozent aus Mikrowellenmessung an einem Betonprobekörper in einer Tiefe von 20 Zentimeter mit regelmäßig auftretenden Störsignalen an den Stellen der Bewehrung (rot markiert).

Bei einem Raster kleiner als zehn Zentimeter wirkt die Bewehrung als Abschirmung. Die Wellen können das Bauteil dann nicht penetrieren. Das minimale Messraster sollte mindestens dem Bewehrungsabstand entsprechen (Göller, 1999).



## 2.3 Datenfusion

Der Begriff Datenfusion beschreibt einen technischen Rahmen, in dem durch die Verarbeitung verschiedener Daten eine Information **errechnet** wird, welche hinsichtlich bestimmter Leistungsmerkmale besser ist, als der Informationsgehalt der Ausgangssignale (Ruser & León, 2006). Dazu werden redundante Informationen verstärkt und komplementäre Informationen integriert, um somit die Aussagekraft zu verbessern (Della Riccia, et al., 2001; Gros, 2001; Ploix, et al., 2011). Die Datenfusion ist die Voraussetzung für eine Maschinenwahrnehmung<sup>6</sup> und somit ein wichtiger Bestandteil autonomer Systeme (Luo & Kay, 1992). Die Themengebiete Datenfusion und Maschinenintelligenz sind daher eng verknüpft (Abidi & Gonzalez, 1992). Dabei steht die Frage im Mittelpunkt, wie die Informationsqualität durch die Hinzunahme weiterer Datenquellen verbessert werden kann.

Um einen Rahmen für die zahlreichen Ansätze zu liefern, erfolgt eine grobe Einordnung nach Abstraktionsgrad der Ausgangssignale in Signalebene, Merkmalsebene oder Entscheidungsebene (Ruser & León, 2006; Pohl & van Genderen, 1998; Gros, 1997). Die Komplexität der Fusion nimmt dabei mit zunehmender Abstraktion ab (vergleiche Tabelle 2-3).

Die Fusion gleichartiger registrierter<sup>7</sup> und synchronisierter Rohdaten kann auf Signalebene erfolgen. Wegen der verhältnismäßig großen Datenmengen ist diese Art der Fusion relativ komplex. Sie wird bevorzugt zur Verbesserung der Qualität verwendet, wenn die Daten selbst eine Information enthalten (zum Beispiel für Audiosignale) (Heideklang & Shokouhi, 2015).

Verschiedenartige Daten mit latentem Informationsgehalt werden auf Merkmalsebene fusioniert. Die Information wird durch die Extrahierung von Signaleigenschaften aus den Rohdaten, sogenannte Merkmale, verdichtet. Merkmale sind zum Beispiel Frequenzspektren, Laufzeiten, Amplitudenwerte, Differentiale und Integrale von Messkurven. Je nach Quelle kann das Messsignal selbst ein Merkmal sein. Entscheidend ist, dass Merkmale verwendet werden, die durch das beobachtete Ereignis signifikant beeinflusst werden und dadurch als Indikator verwendbar sind. Wegen der Synergie aus menschlicher Vorarbeit während des „Feature-Engineering“ genannten Prozesses der

---

<sup>6</sup> Im Sinne der Berücksichtigung eines Kontexts bei der Informationsverarbeitung.

<sup>7</sup> Registrierung ist die Angleichung der Koordinatensysteme der Einzelmessungen auf ein gemeinsames globales Koordinatensystem

Merkmalsbestimmung und des hohen Abstraktionsvermögens von Fusionsalgorithmen gelten merkmalsbasierte Ansätze als besonders leistungsfähig.

Auf Entscheidungsebene liegen die individuellen Daten bereits als logische Objekte vor. Neben binären Sensoren (zum Beispiel von Lichtschranken) ist diese Art der Fusion für gänzlich unterschiedliche Daten geeignet, die sich nicht gemeinschaftlich repräsentieren lassen. Die Fusion der Objekte erfolgt durch Boolesche Funktionen oder Abstimmungsverfahren (wie zum Beispiel der Mehrheitsentscheid) (Heideklang & Shokouhi, 2016; Uus, et al., 2016).

	<b>Signalebene</b>	<b>Merkmalsebene</b>	<b>Entscheidungsebene</b>
<b>Eingangsparameter</b>	Messdaten	Parameter / Merkmale / Eigenschaften	Entscheidungen / Objekte / Klassen
<b>Grad der Vorverarbeitung</b>	Niedrig	Mittel	Hoch
<b>Komplexität der Fusion</b>	Hoch	Mittel	Niedrig

Tabelle 2-3: Ebenen der Datenfusion für verschiedene Eingangsparameter mit dem Grad der Vorverarbeitung und der Komplexität der Fusion aus (Ruser & León, 2006).

Die Informationsqualität der Datenfusion wird durch vielzählige Effekte beeinträchtigt. Khaleghi et al. (Khaleghi, et al., 2013) erkennt, dass sich die Schwächen individueller Sensoren wie Imperfektion, Inkonsistenz (durch Ausreißer und Fehlfunktion) und Datenverlust auf Multisensorsysteme übertragen. Hinzu kommen spezifische Probleme der Datenfusion, wie die Inkonsistenz aus widersprüchlichen Quellen oder nicht erkannte Korrelationen zwischen Quellen. Letzteres meint die Überbewertung von Informationen, wenn fälschlicher Weise angenommen wird, sie seien unabhängig (nicht korreliert).

### 2.3.1 Vorverarbeitung

Bevor mit der Fusion begonnen werden kann, müssen die Signale vorverarbeitet werden. Dazu zählen die Registrierung, das Filtern und die Normalisierung.

Die Transformation der Daten in ein gemeinsames globales Koordinatensystem ermöglicht die gegenseitige Zuordnung der Quellen und wird **Registrierung** genannt. Die Transformation findet für koordinatenbasierte Merkmale im Ortsbereich statt und bezieht sich auf globale Verschiebung der Merkmale zueinander und der Angleichung

ihrer Auflösung. Die Registrierung kann entfallen, wenn die Daten an den gleichen Positionen gesammelt werden<sup>8</sup>.

Örtlich-hochfrequente Signalanteile entstehen häufig durch Rauschen, das heißt sie haben keine interpretierbar oder relevante Ursache. Sie begünstigen die Entstehung von Widersprüchen unter den Informationsquellen. **Tiefpassfilter** nutzen Nachbarschaftsinformationen und glätten ungewollte Anteile. Dazu wird ein Fenster über einer Messposition zentriert. Der gefilterte Wert ergibt sich aus einer mathematischen Operation, wie zum Beispiel dem Mittelwert, angewandt auf alle Werte innerhalb des Fensters (Mather & Koch, 2011). Die richtungsabhängige Größe des Fensters sollte dabei kleiner als das Fusionsziel (zum Beispiel der gesuchte Defekt) sein, um zu verhindern, dass die Information weggefiltert wird.

Ein weiterer wichtiger Vorverarbeitungsschritt ist die **Normalisierung**. Die Sensoren basieren in der Regel auf unterschiedlichen physikalischen Größen. Die Skalen und Wertebereiche sind dann nicht vergleichbar<sup>9</sup>. Das Ziel der Normierung ist das Vereinheitlichen der verschiedenen Skalen, um Vergleichbarkeit zu schaffen - unabhängig (invariant) bezüglich einer bestimmten Messsituation. Eine optimale Skalierungsfunktion, die Signale in Abhängigkeit vom Informationsgehalt verstärkt, bzw. abschwächt, ist in der Regel unbekannt. Deswegen werden in der Praxis einfache Linearfunktionen verwendet. Eine übliche Strategie ist das Projizieren der Daten in einen Wertebereich zwischen 0 und 1 gemäß der Gleichung:

$$f' = (f - \min(f)) * (\max(f - \min(f)))^{-1} \quad (2-24)$$

mit:

$$\begin{array}{ll} f \in \mathbb{R}^{n \times 1} & \text{Vektor eines Signals für } n \text{ Messpunkte} \\ f' \in \mathbb{R}^{n \times 1} & \text{Skalierter Vektor eines Signals für } n \text{ Messpunkte} \end{array}$$

Wobei  $\min(f)$  der minimale und  $\max(f)$  der maximale Wert aller Einträge des Vektors  $f$  sind. Das Rauschen wird damit zu Werten nahe Null und die Messinformation zu Werten nahe 1 skaliert<sup>10</sup>. Manche wahrscheinkeitsbasierten Ansätze erfordern die-

<sup>8</sup> Damit ist sowohl die Lage des Messfeldes (global), als auch der einzelnen Messpunkte (lokal) gemeint.

<sup>9</sup> Bei der Fusion auf Entscheidungsebene kann dieser Schritt entfallen, da die Skala bereits durch die Vorverarbeitung in Einklang gebracht ist.

<sup>10</sup> Bei gutem Signal-Rausch-Verhältnis und wenn das Rauschen kleine Messwerte hat.

sen Wertebereich. Der Wert 1 entspricht dann der hundertprozentigen Wahrscheinlichkeit und 0 einer Wahrscheinlichkeit von 0. Die Robustheit ist gering, da einzelne Ausreißerwerte das Skalierungsergebnis stark beeinflussen. Zusätzlich besteht die Möglichkeit, dass Signale keine bedeutsamen Informationen enthalten, zum Beispiel, wenn der gesuchte Defekt nicht vorliegt. Dann wird das Hintergrundrauschen zu nahe 1 skaliert. Die Skalierung ist somit nicht invariant, da sie vom Vorhandensein eines Defektes abhängt.

Bei der in dieser Arbeit verwendeten Medianskalierung wird der Median des Signalvektors  $f$  auf den Wert 1 gemäß der folgenden Gleichung skaliert:

$$f' = (f - \min(f)) * (\text{median}(f - \min(f)))^{-1} \quad (2-25)$$

Der Median ist der mittlere Wert der nach Größe sortierten Vektoreinträge und halbiert somit die großen und kleinen Zahlenwerte einer Menge. In Gleichung ( 2-25 ) muss gelten, dass der Median des Signalvektors ungleich dem Minimum ist. Für symmetrisch verteilte Mengen entspricht der Median dem Mittelwert. Im Gegensatz zum Mittelwert ist der Median jedoch robust gegenüber Ausreißern. Unter der Annahme, dass die Anzahl der Rauschwerte gegenüber Defektanzeigen sehr groß ist (wie in der ZfP üblich), ist die Skalierung invariant gegenüber dem Vorhandensein von Defekten.

Eine weitere Möglichkeit ist die Skalierung der Standardabweichung eines Merkmals auf 1. Ähnlich wie die Median-Skalierung besteht der Vorteil darin, dass Ausreißer einen geringen Einfluss auf das Skalierungsergebnis haben. Die Skalierung erfolgt gemäß der folgenden Gleichung:

$$f' = (f - \text{median}(f)) * (\text{std}(f))^{-1} \quad (2-26)$$

Registrierte, gefilterte und skalierte Messdaten, Merkmale oder Entscheidungen bilden die Basis für die Datenfusion.

### 2.3.2 Datenfusion im Merkmalsraum

Als Einführung in die Thematik soll die allgemeine Funktionsweise der Fusion im Merkmalsraum erläutert werden. Dazu werden die Messwerte eines Sensors<sup>11</sup> zunächst als metrisch skalierte Zufallsvariable  $X$  vereinfacht. Dem liegt die Hypothese zugrunde,

<sup>11</sup> In diesem Zusammenhang sind unter dem Begriff Sensorwerte auch Merkmale der Signale und Entscheidungen, bzw. Objekte gemäß Tabelle 2-3 gemeint.

dass Sensoren ein Merkmal eines Ereignisses, beziehungsweise Zustandes beobachten, sodass die Messwerte aller anderen Ereignisse signifikant unterschiedlich sind. Anders ausgedrückt wird ein Ereignis durch die Beobachtung mit einem Sensor auf ein Merkmal mit charakteristischen (fixen) Häufigkeitsverteilungen der Messwerte reduziert. (Schölkopf, 2001). Die Menge aller Messwerte enthält dann mindestens zwei Klassen  $C$ , bzw. Populationen.

Beispiele:

- Bei der Potentialfeldmessung wird das elektrochemische Potential der Bewehrung gegen eine Referenzelektrode an der Betonoberfläche gemessen. Das beobachtete Ereignis ist die Korrosion. Das betrachtete Merkmal ist das Potential. Messungen auf Korrosionsstellen streuen um eher negativere Potentiale, Messungen an anderen Stellen streuen eher um positivere Potentiale. Es existieren zwei Klassen: „Korrosion“ und „keine Korrosion“
- Bei der ferromagnetischen Betondeckungsmessung wird die Tiefe eines Bewehrungsstabs anhand des Energieverlustes eines induzierten Magnetfeldes gemessen. Der beobachtete Zustand ist die Tiefe eines Bewehrungsstabs. Das betrachtete Merkmal ist der Energieverlust des Magnetfeldes. Je tiefer der Stab im Beton ist, desto geringer ist der Energieverlust. Es existiert eine Klasse je Tiefe.

Die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit der Messwerte  $X$  zu einer gegebenen Klasse  $c$  kann anhand der Verteilungen der Klassen  $C$  als bedingte Wahrscheinlichkeit ausgedrückt werden:

$$p(X|C) = c \quad (2-27)$$

Die Aufgabe der ZfP ist es umgekehrt, anhand der Messwerte eine Klasse zuzuordnen. Die Verteilungen der Klassen sind unbekannt, und müssen im Labor mit einer ausreichend großen Stichprobe geschätzt werden. Die Leistungsfähigkeit eines Sensors hängt davon ab, wie klein die Überschneidungsbereiche der Häufigkeitsverteilungen unterschiedlicher Klassen  $C$  sind. Die überschneidenden Flächen entsprechen der Wahrscheinlichkeit für eine Fehlklassifizierung (Johnason & Wichern, 2014). Da in der ZfP die Häufigkeit der defekten Stellen gegenüber den intakten sehr klein ist, führen selbst geringe Wahrscheinlichkeitsüberschneidungen zu hohen absoluten Fehlern

(Gosse, 1908). Das ist in einem Beispiel in Abbildung 2-8 verdeutlicht. Darin sind jeweils die absoluten Häufigkeitsverteilungen zweier Klassen (*Intakt* und *Defekt*) und die zugrundeliegenden Wahrscheinlichkeitsverteilungen für zwei Sensoren dargestellt. Es ist erkennbar, dass Sensor 1 leistungsfähiger ist als Sensor 2 weil die Klassen besser getrennt sind. Der Anteil überschneidender Häufigkeiten ist für die Klasse *Defekt* im Verhältnis zur Gesamthäufigkeit größer als der für die Klasse *Intakt*.

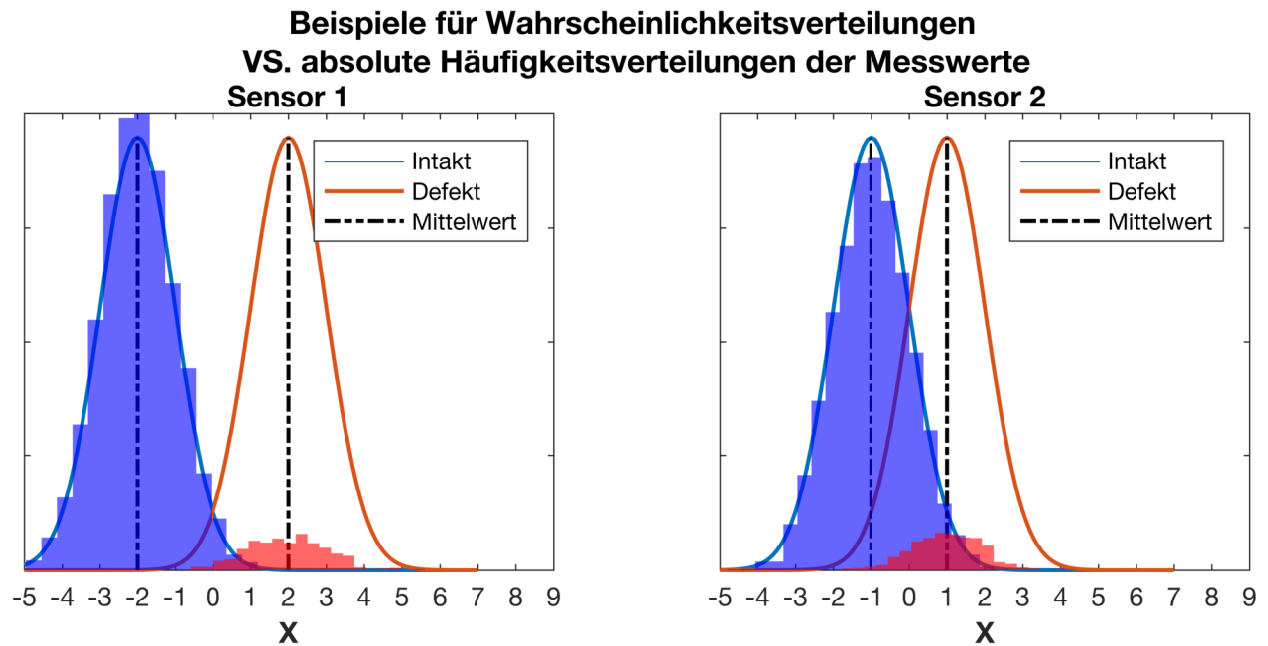


Abbildung 2-8: Beispiel für die Wahrscheinlichkeits- (rote und blaue Linien) und Häufigkeitsverteilungen (rote und blaue Flächen) der Klassen „Defekt“ (rot) und „Intakt“ (blau) für zwei Sensoren als Zufallsvariable  $X$  (links: Sensor 1; rechts: Sensor 2).

In seinem Artikel zur Klassifizierung von Schwertlilien erkennt Fisher 1936, dass sich die Trennbarkeit verschiedener Klassen durch die Repräsentation der Daten in einem höher dimensionalen Merkmalsraum (FS)<sup>12</sup> verbessert (Fisher, 1936). Der FS ist ein reeller Vektorraum, in dem die Koordinaten jedes Punktes den gemessenen Merkmalswerten an einer Position entsprechen. Ziel ist es, einen Messwert mit korrespondierenden Messwerten anderer Verfahren an der gleichen Messstelle darzustellen. Dazu werden  $j$  Merkmale von  $n$  Messpunkten einer Merkmalsmatrix  $F$  zusammengefasst:

$$F = [f_1, f_2, \dots, f_j] \quad F \in \mathbb{R}^{n \times j} \tag{2-28}$$

<sup>12</sup> Die Abkürzung FS steht für den gebräuchlicheren englischen Begriff für Merkmalsraum „Feature Space“.

Anstatt eines einzigen Merkmals werden in der FS-Darstellung vielzählige Aspekte simultan repräsentiert. Die Anzahl der Merkmale ist theoretisch unbegrenzt. Praktisch ist die Dimension wegen des „*Fluch der Dimensionen*“ genannten Effekt eingeschränkt (Bellman, 1957). Der Fluch liegt jedoch nicht in der Dimensionalität des FS, sondern darin, dass mit der Dimensionalität die Anzahl der Parameter einer Trennfunktion<sup>13</sup> ansteigt (Park, et al., 2009). Um eine zutreffende Trennfunktion zu schätzen ist eine exponentiell höhere Anzahl von Messpunkten erforderlich (was praktisch nicht möglich ist<sup>14</sup>). Allerdings existieren im FS niederdimensionale Unterräume auf denen sich abgebildete FS-Punkte entsprechend ihrer Klassen konzentrieren. Das geschieht natürlich, durch marginale oder bedingte Korrelationen der Merkmale und ist umso konzentrierter, je mehr Merkmale genutzt werden (Samet, 2006). Das bedeutet, dass einem komplexen hochdimensionalen FS wenige charakteristische Eigenschaften des beobachteten Ereignisses innewohnen. Die intrinsische Dimension ist dann tatsächlich viel kleiner als die des FS. Aus dieser Beobachtung leiten sich zwei konkurrierende Grundsätze ab:

- Je mehr Merkmale vorhanden sind, desto trennbarer werden die Klassen - bedingt durch marginale oder bedingte Korrelationen (Coates, et al., 2011). Allerdings ist der Raum durch die Mehrdimensionalität auch leerer.
- Je mehr repräsentative Datenpunkte vorhanden sind, desto leistungsfähigere Trennfunktionen können bestimmt werden (Banko & Brill, 2001).

Das bedeutet, dass zwischen der Anzahl der Merkmalswerte und der Komplexität der Trennfunktion abgewogen werden muss. Schon relativ niederdimensionale Räume benötigen eine relativ hohe Anzahl von Datenpunkten um alle möglichen Merkmalskonstellationen abzubilden. Dieser Effekt wird abgeschwächt, weil praktisch nicht jede beliebige Merkmalskonstellation möglich ist. Dadurch konzentrieren sich die Punkte in bestimmten Regionen, so dass nicht der komplette Raum berücksichtigt werden muss.

---

<sup>13</sup> Die funktionale Beschreibung der Grenze zwischen den Klassen in Abhängigkeit aller Dimensionen heißt Trennfunktion. Sie ist im mehrdimensionalen Vektorraum das Äquivalent zum Grenzwert im eindimensionalen Vektorraum.

<sup>14</sup> Die äquivalente Anzahl der Skaleneinheiten von  $10^{-n}$  im eindimensionalen Raum ergibt sich im  $d$ -dimensionalen Raum zu  $\frac{(10^n)^d}{(10^n)}$ . Das bedeutet zum Beispiel, dass der Detailgrad von 10 Abstufungen pro Einheit für eine Dimension im 7-dimensionalen Raum auf eine Millionen Abstufungen wächst.

Eine simple Methode für die Bestimmung signifikanter Unterräume<sup>15</sup> mit bekannter Klassenzugehörigkeit der Datenpunkte ist die Lineare Diskriminanzanalyse (LDA) nach Fisher (Fisher, 1936). Sie sucht den eindimensionalen Unterraum in der Merkmalsmatrix  $E \subseteq F$ , für den der Abstand der Mittelwerte maximal und die Standardabweichungen minimal sind.  $E$  kann als aus den Punkten des höher-dimensionalen Raumes errechnetes Merkmal verstanden werden, welches entsprechend der folgenden Gleichung bestimmt wird (Johnason & Wichern, 2014):

$$E = w_0 + w^T x \quad (2-29)$$

und

$$w = (n_1 \Sigma_1 + n_2 \Sigma_2)^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)$$

$$w_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i - w^T x_i$$

mit

$E \in \mathbb{R}^{n \times 1}$	Vektor der projizierten Merkmalswerte
$x_i \in \mathbb{R}^{j \times 1}$	$i$ -te Spalte der Merkmalsmatrix mit $j$ Merkmalen
$w_0 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$	Schnittpunkt der projizierten Merkmale mit für $x_i = 0$
$w \in \mathbb{R}^{j \times 1}$	Projektionsvektor
$\Sigma \in \mathbb{R}^{j \times j}$	Kovarianzmatrix
$\bar{X} \in \mathbb{R}^{j \times 1}$	Vektor der Zentren der Klassen

Der Projektionsvektor  $w$  maximiert das Verhältnis aus dem Abstand der Mittelwerte zu der inversen Kovarianzmatrix (Präzessionsmatrix (Wasserman, 2004)). Je größer der Abstand der Mittelwerte und je geringer der Wert der Präzessionsmatrix in einer Dimension ist, desto größer ist ihr Einfluss. Das bedeutet auch, dass Dimensionen ohne Signifikanz gänzlich entfallen. **Dadurch ist die Trennbarkeit der Klassen im** (ausreichend dicht besetzten) **mehrdimensionalen Merkmalsraum** (zum Beispiel entlang der Ebene  $E$ ) **theoretisch mindestens so gut wie die des besten Einzelsensors, potentiell jedoch besser.**

Auf der linken Seite von Abbildung 2-9 ist der Merkmalsraum für die Sensorwerte aus Abbildung 2-8 mit den Klassen „Defekt“ und „Intakt“ dargestellt. Durch die Zentren der

<sup>15</sup> Für näherungsweise normalverteilte Daten mit zwei unterschiedlich oder gleichgroßen Klassen.



Klassen entlang der Ebene  $E$  verläuft der eindimensionale Unterraum nach Gleichung ( 2-29). Auf der rechten Seite von Abbildung 2-9 sind die Wahrscheinlichkeits- und Häufigkeitsverteilungen der Klassen „Defekt“ und „Intakt“ entlang der Ebene  $E$  dargestellt. Die Trennbarkeit verbessert sich, da sich der Abstand der Mittelwerte gegenüber dem besten Einzelsensor in Abbildung 2-8 von vier auf circa 4,5 erhöht.

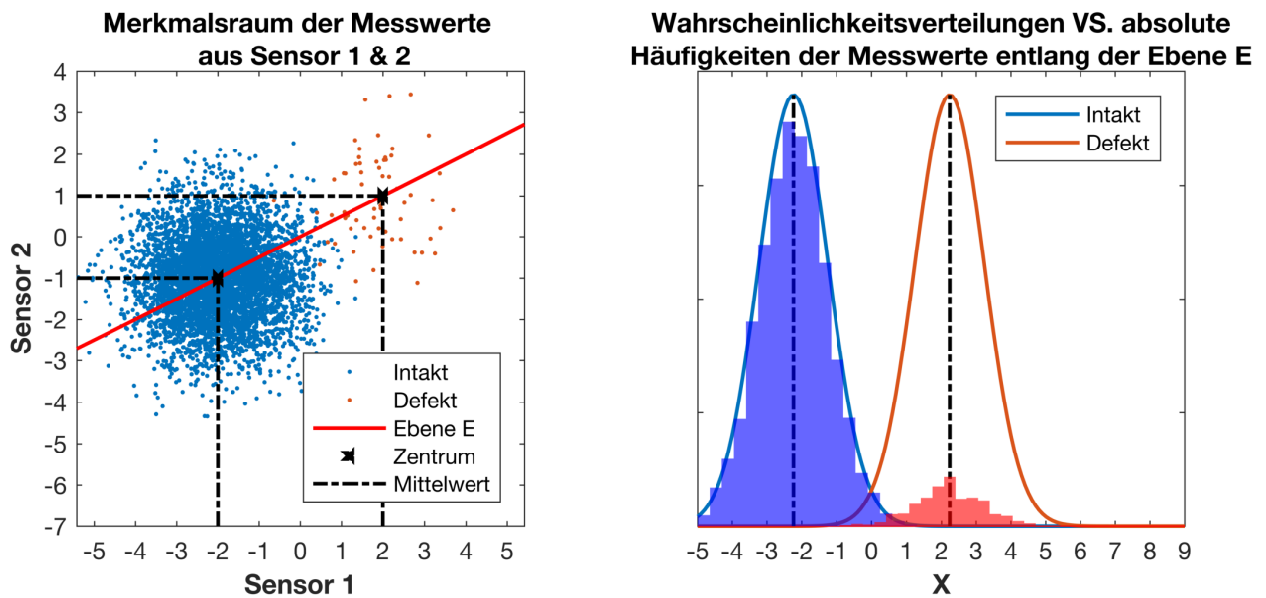


Abbildung 2-9: Beispiel für einen zweidimensionalen Merkmalsraum aus den Sensorwerten von Abbildung 2-8 (links) und Wahrscheinlichkeits- (rote und blaue Linien) und Häufigkeitsverteilungen (rote und blaue Flächen) der Klassen „Defekt“ (rot) und „Intakt“ (blau) entlang der Ebene  $E$  nach Gleichung ( 2-29) (rechts).

Mit diesem einführenden Beispiel wurde das Prinzip der Datenfusion im Merkmalsraum veranschaulicht. Diese abstrakte Form der Fusion ist in der Regel nicht direkt physikalisch interpretierbar. Die Gültigkeit kann nur mit ausreichend repräsentativen Datensätzen gezeigt werden. Für die Praxis stellt die Erzeugung der Daten die größte Herausforderung dar. Dabei gelten spezifische Anforderungen:

- Es werden eindeutige sogenannte Datenlabel benötigt, die Messdaten einer Klasse zuweisen. Dazu muss die genaue Lage und Größe des Klassifikationsziels (Defekt/Intakt) bekannt sein. Das Besondere hierbei ist, dass die Label nicht nur zur Validierung verwendet werden (wie bei Einzelsensoren), sondern (teilweise) direkt in die Berechnung der Trennfunktion eingehen. Deshalb entsteht bei der Verwendung falscher Label ein doppelter Fehler.

- Die Messdaten sollten die erwartete Varianz *echter* Daten widerspiegeln. Nur so können die vollständigen Häufigkeitsverteilungen aller Klassen bestimmt werden. Das bedeutet, dass Umgebungsbedingungen, die im Feld in komplexen Mechanismen, teilweise über Jahrzehnte entstehen, im Labor beschleunigt simuliert werden müssen<sup>16</sup>.

Qualitative Experimente, die sich auf die reine Erzeugung eines Ereignisses beziehen, ohne Lage- und Größeninformation sind demnach ebenso ungeeignet wie Experimente, welche nur einen Teil möglicher Umgebungsbedingungen erzeugen.

### 2.3.3 Maschinelles Lernen zur Datenfusion

Im Gegensatz zum Beispiel aus Abbildung 2-8 und Abbildung 2-9 sind echte Testdaten beliebig verteilt. Sie können unvollständig sein und Ausreißer enthalten. Die Verwendung einfacher stochastisch motivierter Ansätze wie die Diskriminanzanalyse, ist wegen der vielen unbekanntem Verteilungsparameter in der ZfP ungeeignet. Stattdessen werden robustere Verfahren aus dem Maschinellen Lernen (ML) genutzt. Der Begriff Lernen bezieht sich darauf, dass die Maschinen nicht explizit für bestimmte Datensätze erstellt wurden. Sie erkennen (bzw. lernen) Zusammenhänge durch die Analyse der Struktur der Daten (Kulkarni, 2012). Die Datenverarbeitung erfolgt auf Basis (häufig) relativ simpler Gleichungen (welche die jeweiligen Maschinen definieren). Der Hauptvorteil liegt in der ganzheitlichen Analyse des Informationsgehalts eines Multisensordatensatzes. Durch die Nutzung der FS-Darstellung werden diese Informationen für algebraische Operationen zugänglich. Es wird zwischen unüberwachten und überwachten ML unterschieden [85]. Beim unüberwachten ML werden Zusammenhänge zwischen den Datenpunkten entsprechend eines vordefinierten Modells explorativ, d.h. ohne Vorwissen über die Klassenzugehörigkeit, analysiert. Beim überwachten ML wird das Modell in einer Trainingsphase basierend auf Paaren von Datenpunkten und zugehörigen Label angepasst, bevor unbekannte Datensätze diskriminierend, d.h. mit Trenn- oder Dichtefunktionen, analysiert werden können.

In dieser Arbeit werden unüberwachte ML-Algorithmen für den Kiesnestdatensatz verwendet. Sogenannte Cluster-Algorithmen vereinfachen die vielzähligen Informationen,

---

<sup>16</sup> Die Untersuchung echter Strukturen ist wegen der ersten Bedingung zu den Datenlabeln nicht geeignet (siehe oben) denn die genaue Lage und Orientierung ist i.d.R. nicht bestimmbar.

in dem sie die Daten nach einem vorgegebenen Ähnlichkeitsmaß gruppieren. Sie benötigen zwar keine aufwendige Trainingsphase, sind dafür in der Regel aber weniger präzise (Coates & Ng, 2012). Da keine Labels benötigt werden, sind diese Verfahren für Problemstellungen geeignet, in denen keine Labels verfügbar sind. Des Weiteren können Problemstellungen untersucht werden, für die keine fixe Trenn- oder Dichtefunktion bestimmbar ist, zum Beispiel, weil die Datenauswahl zu klein (nicht repräsentativ) ist (overfitting), oder eine fixe Skalierung der Merkmale nicht möglich ist.

Im Folgenden werden die Clustering-Algorithmen K-Means, Fuzzy C-Means und DBSCAN vorgestellt. Für den Korrosionsdatensatz wurde Logistische Regression verwendet – ein Ansatz aus dem überwachten Maschinellen Lernen.

### 2.3.3.1 K-Means und Fuzzy C-Means Algorithmus

Der K-Means Algorithmus (MacQueen, 1967) ist aufgrund der Einfachheit seines Konzepts und seiner Implementierung allgegenwärtig. Sie wurden häufig für die Analyse von NDT-Daten verwendet (zum Beispiel in (Godin, et al., 2004; Kim, et al., 2010; Hosseini & Lakis, 2012)).

Die Eingabeparameter für den Algorithmus sind die Anzahl der Cluster ( $k$ ) und eine Distanzfunktion (z. B. euklidischer Abstand). Das Ergebnis sind die Daten, gruppiert in  $k$ -Cluster minimaler Varianz. Der Algorithmus minimiert die Abstände zwischen  $k$ -Cluster-Zentren und den jeweils zugeordneten Elementen wie folgt (MacQueen, 1967):

$$\min \left( \sum_{i=1}^k \sum_{l=1}^n \text{dist} (x_l - C_i)^2 \right) \quad (2-30)$$

mit

$C_i \in \mathbb{R}^{j \times 1}$  Vektor mit  $j$  Koordinaten/Einträgen des  $i$ -ten Cluster Zentrum

$x_l \in \mathbb{R}^{j \times 1}$   $l$ -te Zeile der Merkmalsmatrix mit  $j$  Merkmalen

$\text{dist}$  Distanzfunktion, in dieser Arbeit wurde der euklidische Abstand gewählt

Der K-Means Algorithmus ist rekursiv. Zuerst werden die  $k$ -Zentren im FS nach dem Zufallsprinzip initialisiert. Im nächsten Schritt wird jedes Element im FS dem Cluster mit dem nächstliegenden Zentrum zugewiesen. Die Zentren werden dann in einem dritten Schritt in die Mitte der zugehörigen Punkte verschoben. Die Schritte 2 und 3

werden wiederholt, bis ein voreingestelltes Konvergenzkriterium erfüllt ist. Das Clustering in dieser Arbeit wurde mit der „kmeans“-Funktion aus der Statistics and Machine Learning Toolbox von Matlab durchgeführt (The MathWorks, Inc. 1, 2014).

Als eine Variation vom K-Means führt der Fuzzy C-Means Clustering-Algorithmus (Bezdek, 1981) Zugehörigkeitsgrade von Elementen zu verschiedenen Clustern ein. Eine strikte Trennung wird vermieden, indem jedem Element, in Abhängigkeit seiner Abstände zu den Zentren verschiedener Cluster, mehrfache Zugehörigkeitsgrade zugewiesen werden. Somit ist ein Element  $i$  gleichzeitig mit  $k$  mehreren Zentren  $C$  mit unterschiedlichen Zugehörigkeitsgraden  $u_{ik}$  verbunden (Bezdek, 1981):

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \left( \frac{dist_{ik}}{dist_{jk}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (2-31)$$

mit

$u_{ik} \in \mathbb{R}^{j \times 1}$   $j$  Zugehörigkeiten des  $i$ -ten von insgesamt  $n$  FS-Elementen zum  $k$ -ten Zentrum

$m \in \mathbb{R}_{>1}$  skalarer Parameter zur Steuerung der *Fuzziness* (Unschärfe)

Alle  $k$  Zugehörigkeiten summieren sich zu eins. Mit dem Parameter  $m$  nimmt die *Fuzziness*, also die Unschärfe des Ergebnisses zu. Die Clusterbildung erfolgt durch Minimierung der folgenden Kostenfunktion, einschließlich der Mitgliedschaftsgrade  $u_{ik}$  (Bezdek, 1981):

$$\min \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n u_{ik}^m \text{dist} (x_j - C_i)^2 \quad (2-32)$$

Das Clustering wurde in dieser Arbeit mit der „fcm“-Funktion aus der Fuzzy-Toolbox von Matlab durchgeführt (Jang & Hickey, 2002).

### 2.3.3.2 Dichtebasierte Cluster-Bildung (DBSCAN)

Das Dichtebasierte Clustering für Anwendungen mit Rauschen (DBSCAN) wurde 1996 von Ester et al. vorgestellt (Ester, et al., 1996). Das Clustering basiert auf Dichten innerhalb betrachteter Elementnachbarschaften. Die Dichte wird durch zwei Eingangsparameter definiert: dem Radius Epsilon  $\varepsilon$  und die minimale Anzahl benachbarter Elemente innerhalb Epsilon, *MinPts*. Der DBSCAN-Clustering-Algorithmus liefert

zwei Ergebnisse. Das erste Ergebnis ist die Klassifizierung in dicht-verbundene Elemente ("Core" und "Border") und Ausreißer Elemente ("Noise"). Das zweite Ergebnis sind Cluster gegenseitig dicht verbundener Elemente. Die Anzahl der Cluster sowie ihre Form ist nicht vorgegeben und wird auf der Grundlage der entdeckten Konnektivität zwischen Elementansammlungen bestimmt.

In dieser Arbeit wird nur das erstere Klassifikationsergebnis genutzt. Das Prinzip des DBSCAN-Clusters ist für einen zweidimensionalen Datensatz in Abbildung 2-10 schematisch dargestellt.

Der Kern des Algorithmus ist das Konzept der Epsilon-Nachbarschaften  $N_\varepsilon$ . Sie besteht aus FS-Elementen  $q$ , die innerhalb des Radius Epsilon  $\varepsilon$  eines Elements  $p$  liegen:

$$N_\varepsilon(p) = \{q \in D \mid \text{dist}(p, q) \leq \varepsilon\} \quad (2-33)$$

Die Epsilon-Nachbarschaften werden durch Kreise in Abbildung 2-10 dargestellt. Ein Element muss die folgenden zwei Bedingungen erfüllen, um als dichtes „Core“-Element (schwarze Punkte in Abbildung 2-10) zu gelten:

- I.  $p \in N_\varepsilon(q)$
  - II.  $|N_\varepsilon(q)| \geq \text{MinPts}$
- ( 2-34 )

Während die erste Bedingung überprüft, ob das Element  $q$  in der Epsilon-Nachbarschaft eines anderen Elements  $p$  ist, stellt die zweite Bedingung sicher, dass mindestens  $\text{MinPts}$  Epsilon-Nachbarschaften  $N_\varepsilon$  mit  $q$  existieren. An der Grenze zwischen zwei Klassen gibt es natürlicherweise Elemente mit Nachbarn auf nur einer Seite. Um dies zu berücksichtigen, wurde die Klasse der „Border“-Elemente eingeführt (dunkle graue Punkte in Abbildung 2-10). Sie müssen nur die erste Bedingung erfüllen, vorausgesetzt, eines ihrer benachbarten Elemente ist ein „Core“-Element. Andernfalls gilt das Element als „Noise“ (hellgrauer Punkt in Abbildung 2-10).

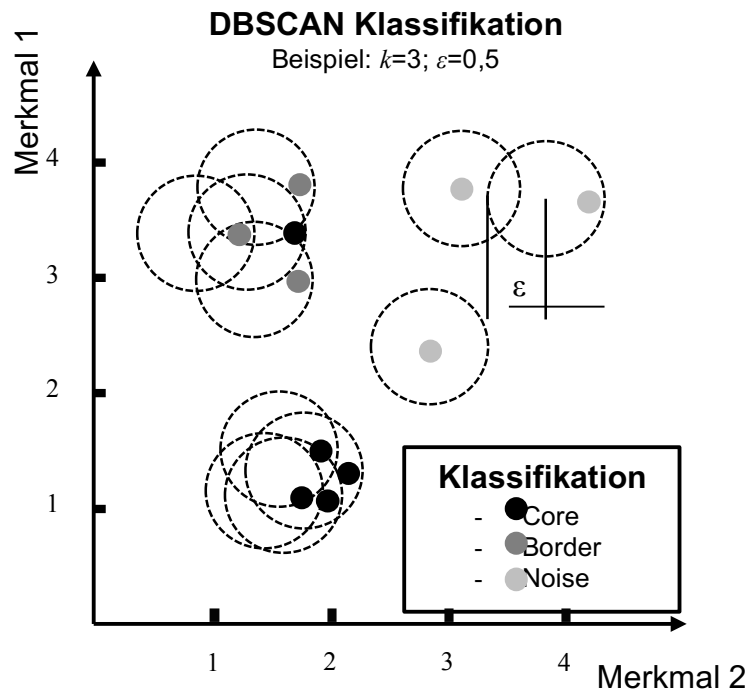


Abbildung 2-10: Schematische Darstellung des DBSCAN Algorithmus für einen zwei-dimensionalen Datensatz.

Der optimale Wert von Epsilon bezüglich eines Datensatzes kann automatisch bestimmt werden (Ankerst, et al., 1999). Je niedriger die *MinPts*, desto empfindlicher ist das Clustering (aufgrund des "single link effect" (Ankerst, et al., 1999)). Das Clustering wurde mit der freiverfügbaren „dbscan“-Funktion von Daszykowski für Matlab durchgeführt (Daszykowski, 2004).

### 2.3.3.3 Klassifizierung mit der logistischen Regression

Logistische Regression (LR) ist ein binärer Klassifikator aus dem Gebiet des überwachten Lernens. Er wurde 1967 von Strother et al. (Walker & Duncan, 1967) vorgestellt. Der Algorithmus basiert auf der logistischen Wahrscheinlichkeitsschätzung als Funktion unabhängiger Variablen. Als Klassifizierer bestimmt dieser Ansatz die Wahrscheinlichkeit der skalaren Klassenzugehörigkeit  $y$  aus der linearen Kombination eines Variablenvektors  $x$ . Ein parametrisches Modell wird gemäß der Hypothesenfunktion  $h_{\theta}(x)$  gebildet (Walker & Duncan, 1967):

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^T x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x}}$$

( 2-35 )

mit

$\theta \in \mathbb{R}^{(j+1) \times 1}$  Regressionskoeffizient für  $j$  Merkmale und einer Dummy-Variable

$x \in \mathbb{R}^{(j+1) \times 1}$  FS-Element mit  $j$  Koordinaten und einer Dummy-Koordinate

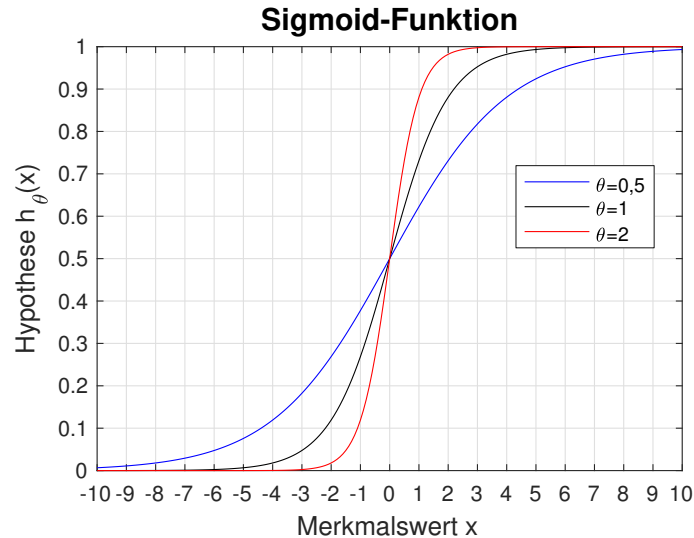


Abbildung 2-11: Verlauf der Sigmoid-Funktion für Merkmalswerte von minus zehn bis plus zehn bei Theta  $\theta$  gleich 0,5 (blau), eins (schwarz) und zwei (rot).

Die Sigmoidfunktion  $g$  projiziert jedem Wert von  $\theta^T x$  in einen Wertbereich von null bis eins (Vergleich Abbildung 2-11). Die Hypothesenfunktion kann somit als Wahrscheinlichkeit für die Zugehörigkeit  $y$  eines Elements  $x$  für eine bestimmte Kombination von Regressionskoeffizienten  $\theta$  verstanden werden (Walker & Duncan, 1967):

$$h_{\theta}(x) = p(y = 1|x, \theta) \tag{ 2-36 }$$

$y \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$  in  $\{0, 1\}$  Klassenzugehörigkeit eines Elements  $x$

Wobei  $p(y) = 1$  für alle  $h(x) \geq 0.5$  gilt. Es kann gezeigt werden, dass das für jedes  $\theta^T x$  gilt, wenn es größer oder gleich null ist. Gleichzeitig gilt  $p(y) = 0$  für  $h(x) < 0.5$  wenn  $\theta^T x < 0$  ist. Die „Fehlerkosten“, also der Betrag des Fehlers, zwischen der mit der Hypothesenfunktion geschätzten Klassenzugehörigkeit und der tatsächlichen Klassenzugehörigkeit werden mit einer Kostenfunktion berechnet. Die optimalen Regressionskoeffizienten  $\theta$  minimieren die Kosten, also den Betrag, von  $J(\theta)$ :

$$J(\theta) = \frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n y_i \log(h_{\theta}(x_i)) + (1 - y_i) \log(1 - h_{\theta}(x_i)) \right) \quad (2-37)$$

Wobei  $n$  die Anzahl der Datenpunkte ist und  $y$  das Datenlabel. Diese Kostenfunktion ist konvex, so dass die Optimierung mit Gradientenabstieg zum globalen Minimum erfolgen kann. Die Hyper-Ebene  $E$ , für die  $\theta^T x = 0$  gilt, trennt die Klassen im FS und wird Entscheidungsgrenze genannt. Die Entscheidungsgrenze für LR ist linear. Der Ansatz kann durch die Erweiterung von  $x$  mit Polynomen höherer Ordnung verändert werden. Um die prinzipielle Funktionalität zu zeigen und in Bezug auf die relativ kleine Datenstichprobe wird in dieser Arbeit die lineare Hypothesenfunktion verwendet. Die Anwendung von Algorithmen mit noch komplexeren Trennfunktionen (wie zum Beispiel künstliche neuronale Netze oder Supportvektormaschinen) ist (wie in Abschnitt 2.3.2 erläutert) erst bei repräsentativeren Datensätzen geeignet.

Im Gegensatz zu anderen einfachen linearen Ansätzen, wie zum Beispiel die Diskriminanz-Analyse, ist LR weniger anfällig für Ausreißer und somit für authentische Messdaten geeignet. Der Grund dafür ist, dass die Sigmoidfunktion in Gleichung ( 2-35 ) Ausreißern, also betragsmäßig großen Werten, ein verhältnismäßig geringes Gewicht bei der Berechnung der Kosten mit Gleichung ( 2-37 ) zuweist (vergleich Abbildung 2-11). Dadurch sinkt der Einfluss von Werten mit großem Abstand zur Entscheidungsgrenze auf ihren Verlauf. In dieser Arbeit wurde die Matlab Funktion `fitglm` aus der Statistics und Machine Learning Toolbox gewählt (The MathWorks, Inc. 2, 2014).



# Kapitel 3

### 3 Datenfusion zur Kiesnestdetektion

In diesem Kapitel werden die Experimente und Ergebnisse zur Kiesnestdetektion zusammengefasst. Im ersten Abschnitt werden die Probekörper, die Lage, Form und Orientierung der künstlichen Fehlstellen und die verwendeten Messgeräte beschrieben. Im zweiten Abschnitt werden die Extraktion geeigneter Merkmale aus den Messsignalen, die Fusionsergebnisse durch Clusterbildung und die Ergebnisevaluation behandelt.

#### 3.1 Experiment zur Kiesnestdetektion

Wie in Abschnitt 2.3.2 erwähnt, ist für Datenfusionsansätze die Generalisierbarkeit auf die untersuchten Szenarien beschränkt. In dieser Arbeit werden Kiesnester, die in dünnen, plattenartigen Bauteilen mit parallelen Oberflächen auftreten, betrachtet. Dazu wurden zwei verschiedene Stahlbetonprobekörper untersucht. Der erste Probekörper trägt die Bezeichnung „Großer Betonprobekörper“ (GBP) und der zweite „All Inclusive“ (AI) (siehe Abbildung 3-1). Der GBP ist dem Wetter ausgesetzt und repräsentiert ein feuchtes Außenbauteil. Der AI-Probekörper ist hingegen dauerhaft abgedeckt und repräsentiert ein trockenes Innenbauteil.



Abbildung 3-1: Links: Ansicht des Prüfobjektes „Großer Betonprobekörper“ (GBP); Rechts: Ansicht des Prüfobjektes All Inclusive (AI).

Die genaue Lage des Defektes ist erforderlich, um die Leistungsfähigkeit des Ansatzes zu testen (Vergleich Abschnitt 2.3.2). Da es praktisch unmöglich ist, definierte Kies-

nester gezielt bei der Betonage zu erzeugen, werden die Kiesnester separat hergestellt und in verschiedenen Orientierungen an vorbestimmten Positionen angebracht (wie zum Beispiel in (Wiggenhauser & Taffe, 2012)). Die künstlichen Kiesnester bestehen aus Grobkies (Korndurchmesser 8 bis 16 Millimeter) und Zementleim. Die Kiesnester sind zylinderförmig (Länge und Durchmesser 15 Zentimeter) für den GBP und halbkugelförmig (Durchmesser 20 Zentimeter, Höhe 10 cm) für den AI. Ein künstliches Kiesnest ist in Abbildung 3-2 dargestellt. Vor dem Einbau wird die Oberfläche des Kiesnests mit Zementmörtel versiegelt, um das Eindringen feiner Bestandteile (und somit das Verfüllen der Poren) zu verhindern.

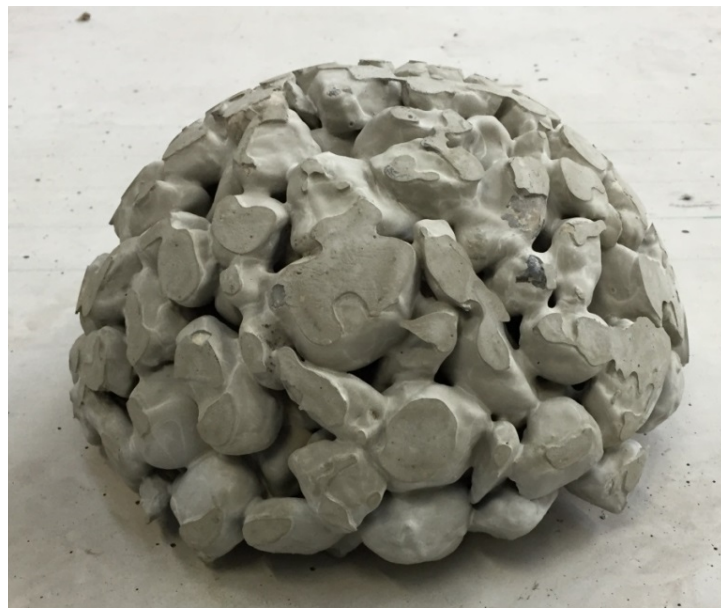


Abbildung 3-2: Halbkugelförmiges Kiesnest (wie im AI eingebaut) vor der Versiegelung der Oberfläche mit Zementleim.

### 3.1.1 „Großer Betonprobekörper“ (GBP)

Der GBP ist eine 30 Zentimeter dicke, zehn mal vier Meter lange Betonplatte mit einer Vielzahl künstlicher Fehlstellen und Einbauteile. Die Position des 120 Zentimeter mal 126 Zentimeter großen Messfelds ist in Abbildung 3-3 vor der Betonage (links) und als Computergrafik mit der Position der künstlichen Defekte (rechts) dargestellt. Im Bereich der Kiesnester ist die Platte ober- und unterseitig mit Q524-Betonstahlmatten bewehrt. Das Raster der 10 Millimeter dicken Stäbe ist 15 Zentimeter, die Betondeckung beträgt drei Zentimeter. Die drei künstlichen Kiesnester sind jeweils in etwa 11 Zentimeter Tiefe unter der Plattenoberfläche installiert. In der unteren linken Ecke des

Messfeldes befindet sich ein Polystyrolkeil, der eine veränderliche Bauteildicke simulieren soll. Der Bereich wird in der vorliegenden Arbeit aus den Messdaten herausgenommen<sup>17</sup>. Die genauen Positionen der Kiesnester (rot markiert) und des Polystyrolkeils (hellblau markiert) können der Abbildung 3-3 entnommen werden. Die Messdaten wurden automatisiert auf einem vordefinierten Messraster mit einem an der Bundesanstalt für Materialforschung (BAM) entwickelten Scannersystem (Kohl & Streicher, 2006) aufgenommen. Der Messrasterabstand für die Ultraschall- und Impact-Echo-Messungen beträgt zwei Zentimeter, für Radar 0,5 Zentimeter.

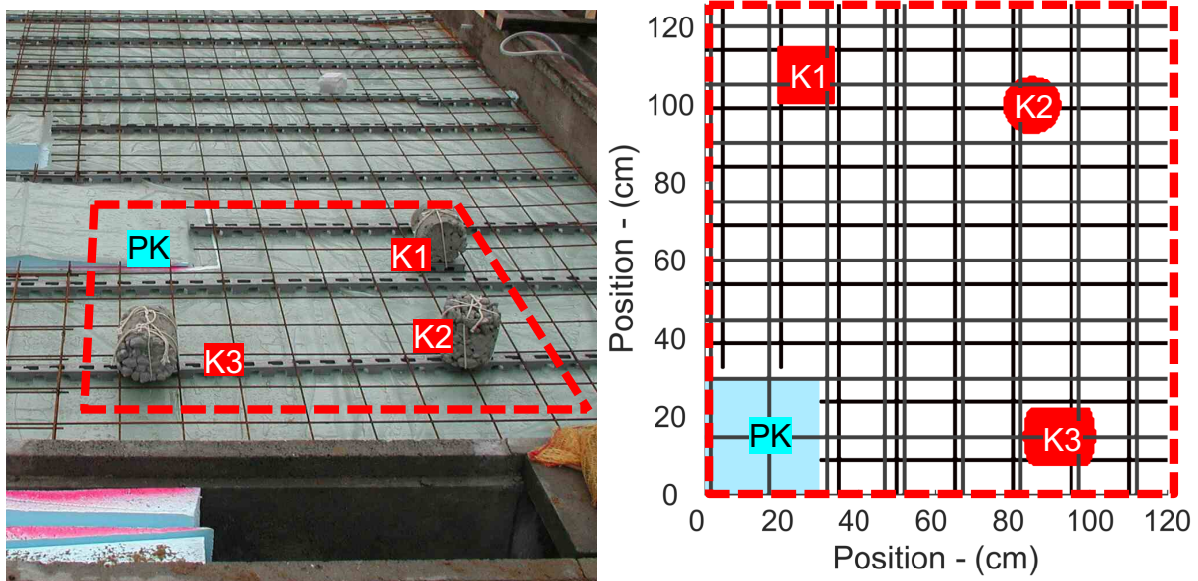


Abbildung 3-3; Links: Seitenansicht des Messfeldes vor der Betonage mit den Kiesnestern (K1, K2 und K3), dem Polystyrolkeil (PK) und den Grenzen des Messfeldes; Rechts: Eine Computergrafik des Probekörpers im Messbereich mit der oberen und unteren Bewehrung, den Kiesnestern und dem Polystyrolkeil.

### 3.1.2 „All-Inclusive“ (AI)

Der AI-Probekörper ist eine 80 Zentimeter dicke, fünf Meter lange und vier Meter breite Betonplatte mit einer ein Meter langen und 25 Zentimeter dicken Kragplatte. Er enthält ebenfalls eine Vielzahl künstlicher Fehlstellen und Einbauteile. Das Messfeld befindet sich auf der Kragplatte. Die genaue Position des Messfeldes ist in Abbildung 3-4 vor der Betonage (links) und als Computergrafik mit der Position des künstlichen Defekts

<sup>17</sup> Das ist damit begründet, dass (wie eingangs erwähnt) ausschließlich Kiesnester, die in dünnen, plattenartigen Bauteile mit parallelen Oberflächen untersucht werden. Insbesondere die Anwendung von Impact-Echo setzt die Plan-Parallelität der Außenflächen voraus.

(rechts) dargestellt. Die Kragplatte im Bereich des Kiesnestes ist ober- und unterseitig mit Q188A-Betonstahlmatten bewehrt. Das Raster der sechs Millimeter dicken Stäbe beträgt 15 Zentimeter, die Betondeckung beträgt drei Zentimeter. Das Kiesnest ist halbkugelförmig mit einem Radius von 10 Zentimetern (siehe Abbildung 3-4). Die Betonüberdeckung beträgt circa zehn Zentimeter.

Die Messdaten wurden ebenfalls mit dem Bauwerksscanner erfasst. Der Messrasterabstand beträgt drei Zentimeter für Impact-Echo und Ultraschall und ein Zentimeter für Radar.

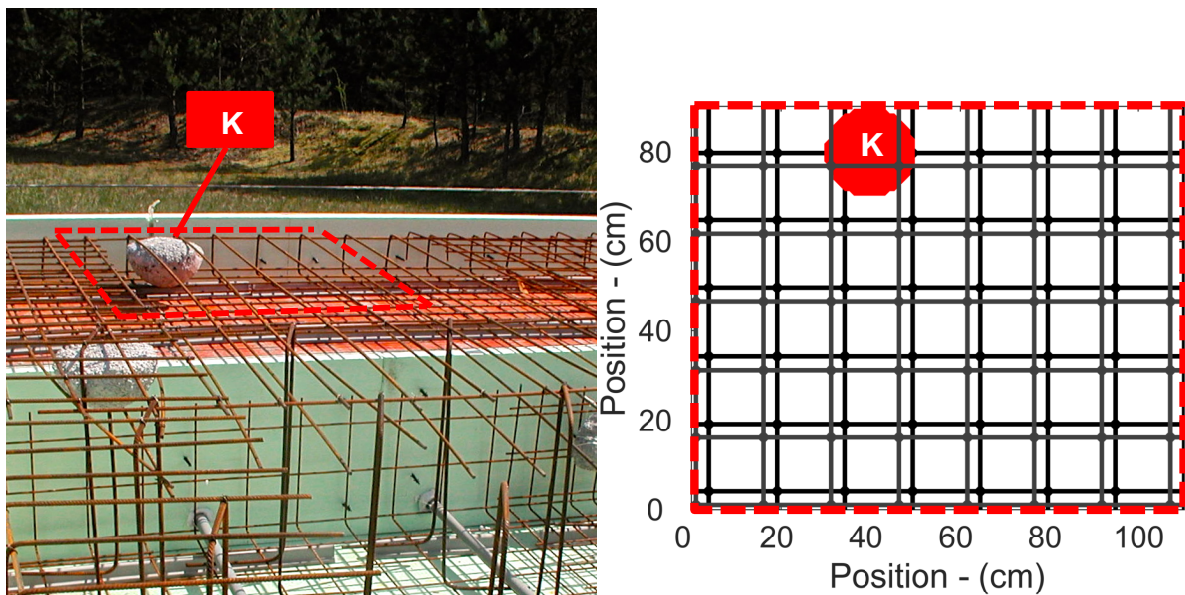


Abbildung 3-4; Links: Seitenansicht des Messfeldes vor der Betonage mit dem Kiesnest (K) und den Grenzen des Messfeldes; Rechts: Eine Computergrafik des Probekörpers im Messbereich mit der oberen und unteren Bewehrung und den Kiesnestern.

### 3.1.3 Beschreibung der Messgeräte

Die Ultraschall-Messungen wurden mit einem Acoustic Control Systems Ltd. A1220 Scherwellenprüfkopf (Acoustic Control Systems Ltd., 2004) in zwei senkrecht aufeinander stehenden Polarisationsrichtungen durchgeführt. Der Prüfkopf ist mit einer Mittenfrequenz von 50 Kilohertz für die Untersuchung von Betonstrukturen geeignet. Die Aufnahme­frequenz beträgt ein Megahertz. Die Signallänge beträgt 1000 Samples. Die Daten wurden mit einem FIR-Bandpassfilter (Durchgangsband 16 bis 80 Kilohertz) gefiltert und mit dem Algorithmus „Synthetic Aperture Focusing Technique“ (SAFT) (Elbern & Guimarães, 1999) migriert. Dazu wurde die „Kassel-Collection“ Software von

der Universität Kassel verwendet. Der migrierte dreidimensionale Datensatz bildet die Grundlage für die Merkmalsextraktion (Vergleich Abschnitt 2.3.2).

Die Impact-Echo-Messungen wurden mit einem eigenentwickelten System (Zoëga, 2011) durchgeführt. Ein automatisierter Stahlhammer mit acht Millimeter Durchmesser ist der Erreger. Ein Acoustic Control Systems Ltd. A1220 Druckwellen-Ultraschallprüfkopf (Acoustic Control Systems Ltd., 2004) wurde als Empfänger verwendet. Die verwendete Abtastrate beträgt 0,5 Megahertz bei einer Signallänge von 2000 Messpunkten. Die Messdaten werden mit einer diskreten Fourier-Transformation in den Frequenzbereich übertragen.

Für die Radarmessungen wurde ein GSSI, Inc. SIR 20 Messsystem mit einer 1,5 Gigahertz-Antenne (GSSI, 2005) verwendet. Sie wird häufig für die Untersuchung von Betonbauten verwendet (Blitz & Simpson, 1996; Zhang, et al., 2010). Die Messung erfolgt in zwei rechtwinklig aufeinander stehenden Polarisationen. Die Signallänge beträgt 512 Messpunkte. Die bandpassgefilterten Rohdaten (Durchgangsband 400 Megahertz bis vier Gigahertz) werden mit der Kirchhoff-Methode migriert (Wiggins, 1984). Dazu wurde die „RADAN“-Software von GSSI, Inc. verwendet. Die Reflexionsmagnituden, angeordnet in einem dreidimensionalen Würfel, bilden die Basis für die Merkmalsextraktion (Vergleich Abschnitt 2.3.2).

## **3.2 Ergebnisse aus dem Kiesnestexperiment**

Der erste Datenanalyseschritt ist die Extraktion von Merkmalen aus den einzelnen Messdaten, die durch die Kiesnestfehlstellen signifikant beeinflusst werden. Für Ultraschall existieren bereits bekannte Parameter. Ähnliche Ansätze werden im Folgenden für IE und Radar verwendet. Anschließend werden die Ergebnisse aus der Clusterbildung mit K-Means, Fuzzy C-Means und DBSCAN dargestellt. Die Evaluierung der Ergebnisse erfolgt mit Parametern aus sogenannten ROC-Kurven. Diese Parameter werden für alle möglichen Merkmalskonstellationen extrahiert und verglichen.

### **3.2.1 Merkmalsextraktion aus den Ultraschall-Impuls-Echo-Messungen**

Obwohl es sehr wenige direkte Reflexionen der Kiesnester gibt, werden die Ultraschallsignale signifikant beeinflusst. Die Veränderungen sind an der Stelle der Rückwandreflexion am deutlichsten sichtbar. In Gegenwart von Kiesnestern sind die Reflexionsamplituden, im Vergleich zu jenen in intakten Bereichen, kleiner. Das legt eine signifikant höhere Dämpfung des Signals nahe. Darüber hinaus führt das Vorhandensein von Kiesnestern zu einer leichten Abnahme der mittleren Wellengeschwindigkeit und damit zu einer Verschiebung der Rückwandreflexion auf der Zeitachse. Mit anderen Worten, die Rückwand an der Stelle des Kiesnests scheint weiter von der Oberfläche (tiefer) entfernt zu sein, als sie es tatsächlich ist. Die Wellengeschwindigkeit dient bereits in anderen Untersuchungen als Maß für die Betonqualität (Bungey, et al., 2006; Müller, et al., 2010; Krause, et al., 2004). In den vorliegenden Messungen beeinflussen Heterogenität und leichte Geometrieänderungen die berechnete Wellengeschwindigkeit stärker als die Veränderungen aufgrund schlechter Betonqualität (siehe auch (Völker & Shokouhi, 2015)). Alternativ wird in dieser Arbeit die Reflexionsamplitude in der Ebene der erwarteten Rückwand<sup>18</sup> als Merkmal verwendet. Obwohl das extrahierte Merkmal keine direkte physikalische Größe ist, steht es in engem Zusammenhang mit den physikalischen Parametern Dämpfung und Wellengeschwindigkeit. Eine erhöhte Dämpfung schwächt die Reflexionsamplitude. An der Stelle verminderter Wellengeschwindigkeit ragen die Amplituden aus der Rückwandebene heraus. Die Kiesnester können somit im Bereich fehlender oder abgeschwächter Rückwandreflexion detektiert werden. Die zweidimensionalen Abbildungen des Ultraschallmerkmals (invertierte

---

<sup>18</sup> Die Position der Rückwand kann über die Summe der Amplitudenwerte je Tiefenschnitt bestimmt werden. Sie ist an der Stelle der Rückwand in der Regel maximal.

Reflexionsamplituden) sind in Abbildung 3-6, links, für den GBP-Probekörper und Abbildung 3-7, links, für den AI-Probekörper gezeigt.

### **3.2.2 Merkmalsextraktion aus den Radar-Messungen**

Auch bei den Radarsignalen wird erwartet, dass durch Kiesnester eine Dämpfung der Signale erfolgt. Ähnlich wie beim Ultraschall kann diese durch die Schwankungen der Reflexionsamplituden eines wohldefinierten Reflektors bestimmt werden. Die Stahl-Beton-Grenzfläche (Bewehrung) ist ein weitaus besserer Reflektor für elektromagnetische Wellen als die Beton-Luft-Grenzfläche (Rückwand). Diese Tatsache macht die Rückwandreflektion (die für das Ultraschall Merkmal verwendet wird) weniger geeignet. Die Bewehrungsreflexionen sind jedoch so stark, dass die eher geringen Dämpfungsschwankungen der Kiesnester nicht zuverlässig von der natürlich auftretenden Varianz der Reflexionsamplituden unterscheidbar sind. Daher werden für das Radarmerkmal die Amplitudenschwankungen knapp oberhalb des unteren Bewehrungsgitters betrachtet. Das Verhältnis zwischen Signaldämpfung und Signalamplitude ist dort groß genug, um zuverlässig quantifiziert zu werden. Für die häufig auftretenden horizontal verlegten Bewehrungsmatten kann dieses Merkmal automatisch berechnet werden.

Genau wie beim Ultraschall-Merkmal wird die Reflexionsamplitude Pixel für Pixel invertiert. Dabei zeigen die inversen Werte intakte (kleine Werte) und defekte (große Werte) Bereiche an. Die zweidimensionale Abbildung des Radar-Merkmals (invertierte Reflexionsamplituden) ist in Abbildung 3-6, Mitte, für den GBP-Probekörper und Abbildung 3-7, Mitte, für den AI-Probekörper gezeigt.

### **3.2.3 Merkmalsextraktion aus den Impact-Echo-Messungen**

IE-Testergebnisse werden typischerweise im Frequenzbereich durch Beobachten der Verschiebung des dominanten Frequenzpeaks ausgewertet (Sansalone & Streett, 1997; Zhang, et al., 2010). Jedoch zeigt diese Bewertungsmethode im vorliegenden Fall keine Sensitivität. Trotzdem deutet die Physik des Problems darauf hin, dass Kiesnester die IE-Signale dämpfen. Die Dämpfung kann auf unterschiedliche Weise gemessen werden. Unter der Annahme eines exponentiell abklingenden Signals kann



eine exponentielle Hüllkurvenfunktion an das IE-Zeitsignal  $y_t$  angepasst werden, um die Dämpfungsrate  $\alpha$  zu erhalten (Blitz & Simpson, 1996):

$$y_t = y_0 e^{-\alpha t} \quad (3-1)$$

mit

- $y_t$     Signalamplitude zum Zeitpunkt  $t$
- $y_0$     Ungedämpfte Signalamplitude
- $\alpha$      Dämpfungsmaß

Das impliziert, dass das Signal mono-frequent ist – eine sinnvolle Annahme für IE-Signale, wenn eine der Resonanzfrequenzen dominant ist. Jedoch ist die Anpassung der Funktion in Gleichung ( 3-1 ) an echte Messsignale komplex. Die optimale Funktion kann in starkem Maße mit den getroffenen Annahmen variieren.

In der vorliegenden Arbeit wird ein neuer, robusterer Ansatz zur Bestimmung der Dämpfung von IE-Signalen vorgestellt. Er basiert auf der Berechnung der Breite der Resonanzfrequenz im Leistungsspektrum. Die Bandbreite  $\Delta f$  der Plattenresonanzfrequenz wird bei halber Leistung bestimmt. Der sogenannte Q-Faktor ist ein Dämpfungsmaß, welches durch das Dividieren der Resonanzfrequenz  $f_r$  mit der korrespondierenden Frequenzbandbreite berechnet wird (Vergleich Abbildung 3-5).

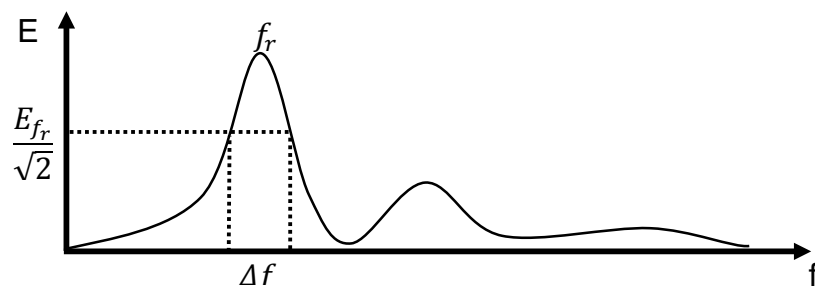


Abbildung 3-5: Darstellung des Frequenzspektrums eines IE-Signals mit Parametern für die Berechnung des Q-Faktors.

Der Zusammenhang zwischen Q-Faktor, der natürlichen Kreisfrequenz  $\omega_r$ , der Resonanzfrequenz  $f_r$ ,  $\Delta f$  und des Dämpfungsmaßes  $\alpha$  wird durch die folgende Gleichung beschrieben (Siebert, 1985):

$$Q = \frac{\omega_r}{2\alpha} = \frac{f_r}{\Delta f}; \alpha = \frac{\Delta f}{2}$$

( 3-2 )

mit

$\omega_r$     Natürliche Kreisfrequenz

$f_r$     Resonanzfrequenz

$\Delta f$     Bandbreite der Resonanzfrequenz

Aus Gleichung ( 3-2 ) geht hervor, dass  $Q$  mit der Dämpfung steigt. Der Q-Faktor kann für jede Messposition berechnet werden und eine zweidimensionale Abbildung der Dämpfungen erzeugen. Angesichts der Funktionsweise des IE-Tests ist die räumliche Korrespondenz zwischen den berechneten Q-Faktoren und den räumlichen Positionen nicht eineindeutig. Als Impulsresonanz-basierte Technik enthalten IE-Signale auch die Information der Punkte, die den Messpunkt innerhalb eines bestimmten Radius umgeben (Shokouhi, 2005). Die zweidimensionale Darstellung des Q-Faktors für jede Messposition ist in Abbildung 3-6, rechts, für den GBP-Probekörper und in Abbildung 3-7, rechts, für den AI-Probekörper gezeigt.

Obwohl die drei Kiesnester im US-Merkmal von Abbildung 3-6 und Abbildung 3-7 leicht erkennbar sind, werden sie doch von einer großen Anzahl falsch-positiver Anzeigen begleitet. Darüber hinaus können bestimmte Randbedingungen, wie die Anwesenheit von Einbauteilen (zum Beispiel Bewehrungsstäbe) und Defekte (z. B. Delaminationen) ebenfalls zu einem gedämpften Rückwandsignal und somit zu ähnlichen Anzeigen führen. Die falsch-positiven Anzeigen und andere Artefakte würden die Detektion unter realen Bedingungen ohne A-priori-Information erschweren.

Die abgebildeten Q-Faktoren in Abbildung 3-6 (rechts) nahe dem rechten Rand sind deutlich gestört. In diesem Bereich ist der Impaktor- (Hammer-) Seitenwand- und der Impaktor-Rückwand-Abstand nahezu gleich. Es treten Randeffekte auf, die ebenfalls zu einem breiteren Peak führen. Dadurch erhöht sich augenscheinlich die Dämpfung.

### Normierte Merkmale aus den GBP-Messsignalen

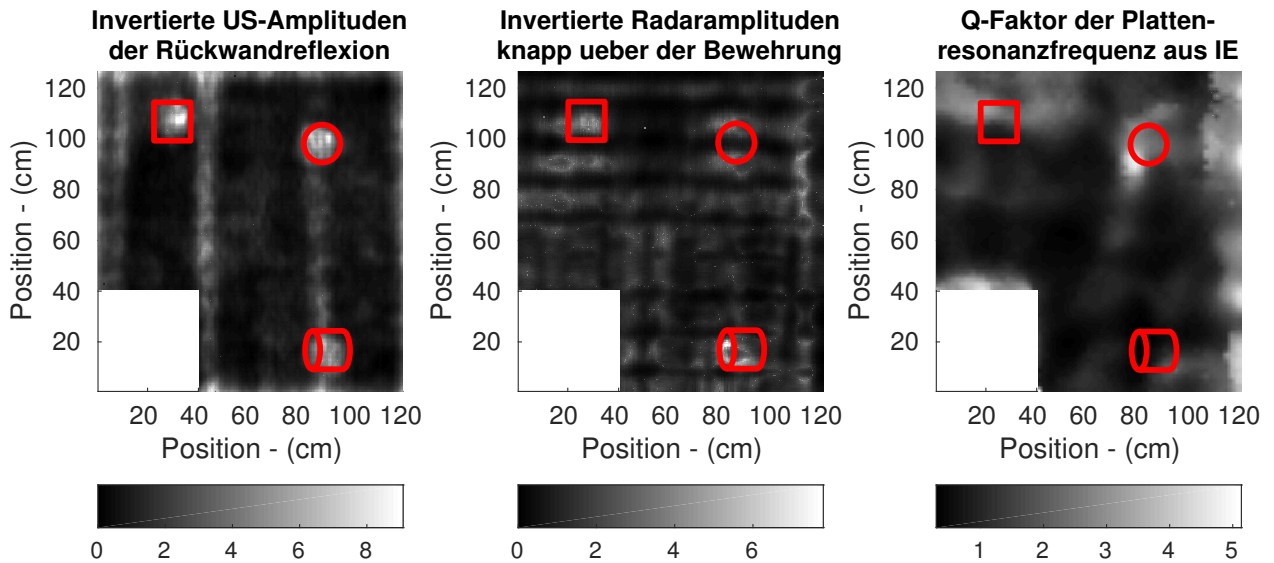


Abbildung 3-6: Median normierte Merkmale aus den Messungen am GBP-Probekörper mit Kiesnestposition (rot); Links: Merkmal aus US-Messungen: Inverse Amplitude an der erwarteten Stelle der Rückwand. Mitte: Merkmal aus den Radarmessungen: pixelweise invertierte Reflexionsamplitude oberhalb der unteren Bewehrung; Rechts: Merkmal aus den IE-Messungen: Q-Faktor der Plattenresonanzfrequenz.

### Normierte Merkmale aus den AI-Messsignalen

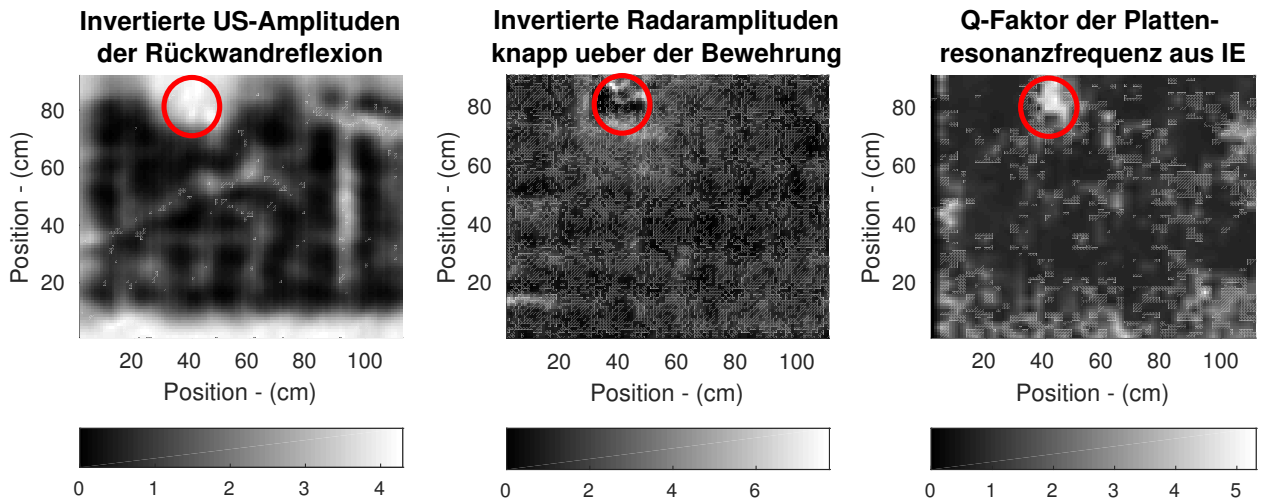


Abbildung 3-7: Median normierte Merkmale aus den Messungen am AI-Probekörper mit Kiesnestposition (rot); Links: Merkmal aus US-Messungen: Inverse Amplitude an der erwarteten Stelle der Rückwand. Mitte: Merkmal aus den Radarmessungen: pixelweise invertierte Reflexionsamplitude oberhalb der unteren Bewehrung; Rechts: Merkmal aus den IE-Messungen: Q-Faktor der Plattenresonanzfrequenz.

In Abbildung 3-7 (rechts) ist eine gute Lokalisierung des Kiesnests durch den Q-Faktor möglich. Möglicherweise ist die Dämpfung (und somit der Q-Faktor) durch luftgefüllte Poren eines trockenen Probekörpers (wie der AI) größer, als bei einem nassen Außenbauteil (wie der GBP).

Die verschiedenen Messtechniken liefern Hinweise für das Vorhandensein von Kiesnestern, die als Merkmale aus den Signalen extrahiert werden können. Die Qualität der Merkmale hängt stark von der Eignung der entsprechenden Technik für die jeweilige Aufgabe ab. Im vorliegenden Datensatz variiert die Qualität von einer vernünftig guten Lokalisierung der Defekte beim US-Merkmal zu sporadischen Indikationen in der Nähe von Kiesnester im IE- oder Radarmerkmal. Allerdings enthalten alle Merkmale Falschanzeigen. Das Potential der Datenfusion liegt in der Nutzung redundanter Informationen und Interferenzen, um die Falschalarmrate zu reduzieren. Die Wirksamkeit von drei unterschiedlichen Cluster-Algorithmen für die Datenfusion wird im folgenden Abschnitt diskutiert und ausgewertet.

#### **3.2.4 Fusionsergebnis aus der Clusterbildung mit dem K-Means Algorithmus**

Wie in Abschnitt 2.3.3.1 erwähnt, muss die Anzahl der Cluster vorbestimmt werden. In dieser Arbeit wird die Anzahl auf zwei (2) eingestellt: ein Cluster für die Kiesnester und ein Cluster für die intakten Bereiche. Die FS-Darstellung der Datensätze vom GBP und AI, die jeweiligen Cluster und die dazugehörigen Zentren sind in Abbildung 3-8 dargestellt. Die Messpunkte werden in zwei konvexe Cluster entlang einer glatten Grenze geteilt. Jeweils ein Cluster enthält primär große Merkmalswerte, während das andere Cluster die kleineren enthält<sup>19</sup>. Die Cluster-Zuordnung erfolgt im Merkmalsraum und ist somit blind für die Ortskoordinaten der Messpunkte. Abbildung 3-9 zeigt die gleichen zwei Cluster in den Ortsbereich zurück projiziert. Das Cluster Ergebnis in Abbildung 3-9 ist binär und qualitativ ungenau. Darüber hinaus ist es ohne Vorkenntnisse praktisch unmöglich, das Cluster, das den Defekt enthält, vom intakten Bereich zu unterscheiden.

---

<sup>19</sup> Die Reihenfolge der Nummerierung ist beliebig und hängt von den Initiierungspositionen der Clusterzentren ab.

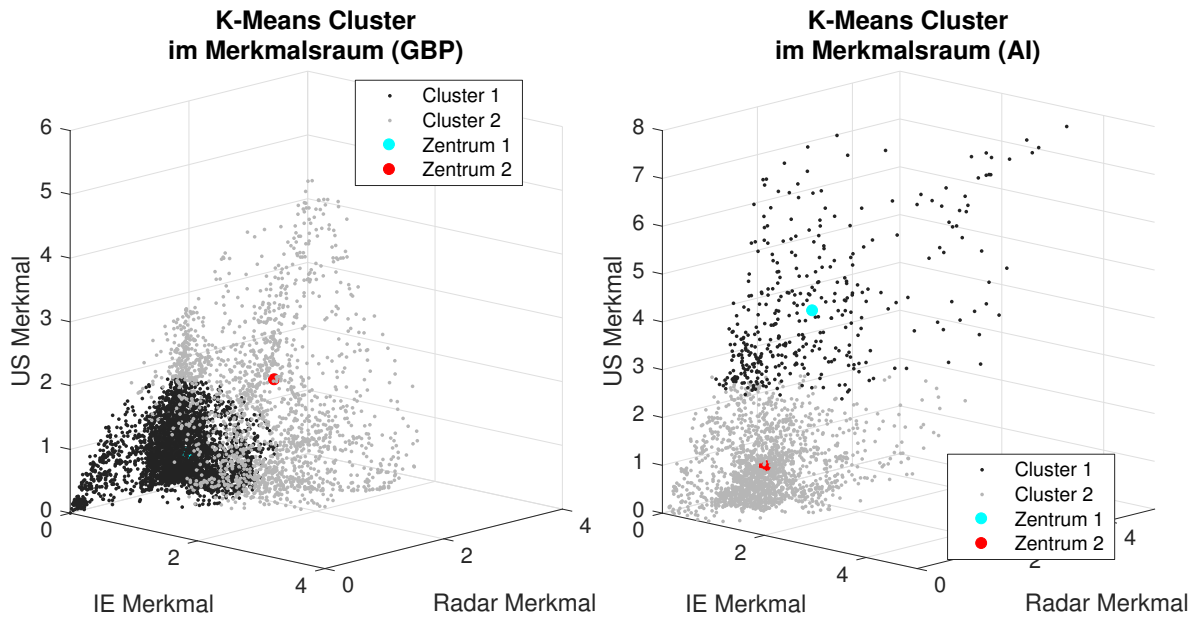


Abbildung 3-8: Unterteilung des FS in zwei Cluster durch den K-Means Algorithmus für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts) mit den Zentren der Cluster.

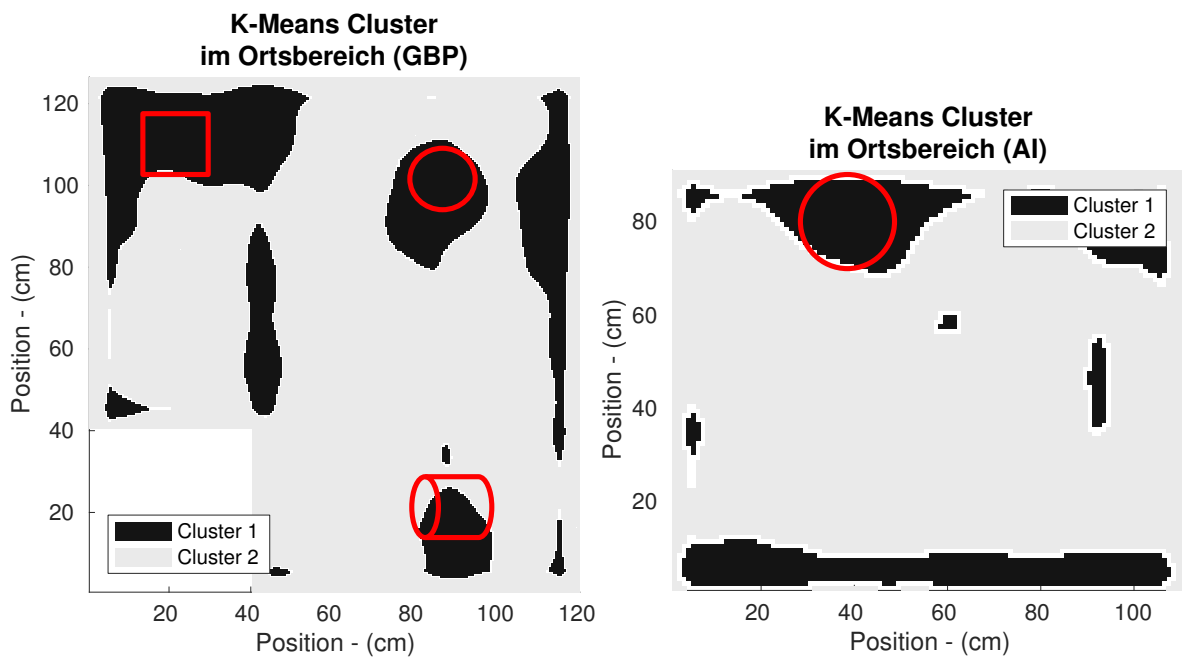


Abbildung 3-9: K-Means Cluster im Ortsbereich mit der Position der Kiesnester (rot) für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts).

### **3.2.5 Fusionsergebnis aus der Clusterbildung mit dem Fuzzy C-Means Algorithmus**

Wie beim K-Means wird die Anzahl der Cluster auf zwei (2) gesetzt, um die Kiesnester von ihrem umgebenden Medium zu unterscheiden. Die FS-Darstellung der Datensätze und die Zentren der zwei Cluster sind in Abbildung 3-10 dargestellt. Das Cluster Ergebnis wird durch Zuordnen der FS-Elemente zum jeweiligen Zentrum mit dem höheren Mitgliedschaftsgrad visualisiert (wissend, dass sie dem anderen Zentrum ebenso zugeordnet sind, jedoch mit einem kleineren Grad der Mitgliedschaft, siehe Abschnitt 2.3.3.1). Fuzzy-C-Mittel teilt die Punkte im FS in zwei konvexe Cluster entlang einer glatten Grenze, fast identisch zum K-Means Algorithmus in Abbildung 3-8. Die räumliche Darstellung des Zugehörigkeitsgrades eines Clusters ist in Abbildung 3-11 gezeigt. Höhere (hellere) Werte stehen für eine höhere Mitgliedschaft. Das Cluster erscheint im Gegensatz zu der binären Klassifikation des K-Means weich. Da nur zwei Cluster existieren, ist die Mitgliedschaft zu einem Cluster eins minus der Mitgliedschaft für das andere Cluster. Qualitativ gesehen erlaubt der dargestellte Zugehörigkeitsgrad eine bessere Trennung zwischen Kiesnestern und dem umgebenden Medium. Das Ergebnis ist jedoch immer noch nicht zufriedenstellend.

Sowohl K-Means als auch Fuzzy C-Means trennen die Daten in konvexe Cluster. Dieser Ansatz ist einfach zu implementieren, kann aber keine komplexen Beziehungen im FS enthüllen. Weder K-Means noch Fuzzy C-Means können zwischen dem betrachteten Defekt und den intakten Bereichen unterscheiden. Darüber hinaus muss die Anzahl der Cluster vorgegeben werden. Selbst wenn kein Defekt vorhanden wäre, wäre der Datensatz noch in zwei Cluster unterteilt. Im Rahmen der ZfP würde ein Defekt auch dann identifiziert, wenn das untersuchte Objekt intakt ist.

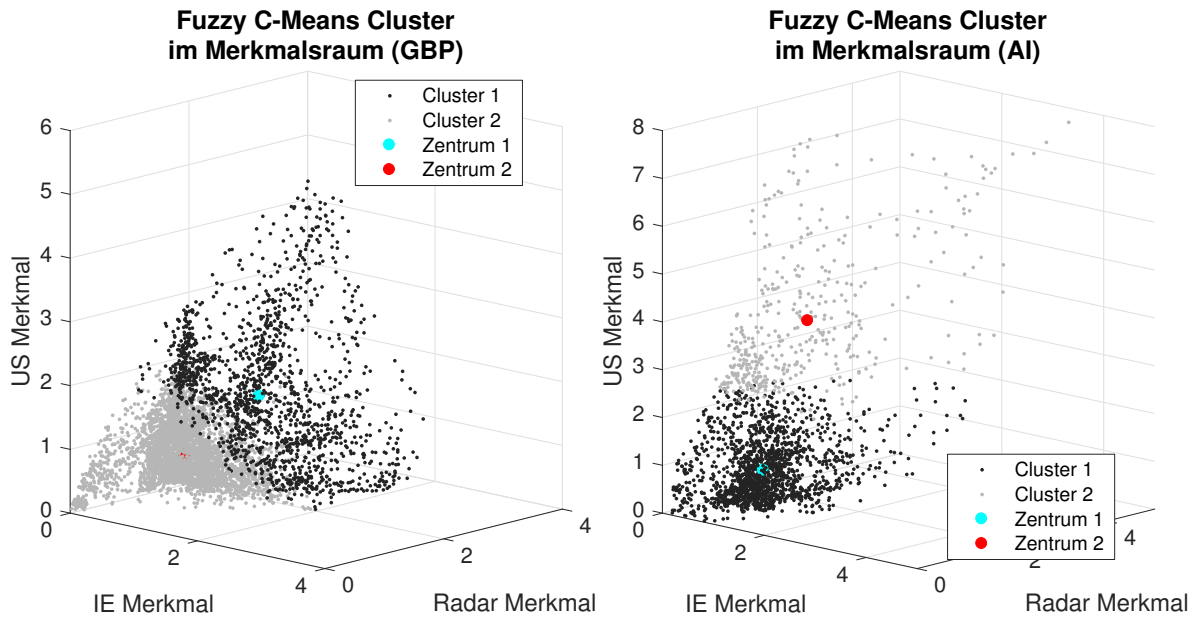


Abbildung 3-10: Unterteilung des FS in zwei Cluster durch den Fuzzy C-Means Algorithmus für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts) mit Zentren der Cluster.

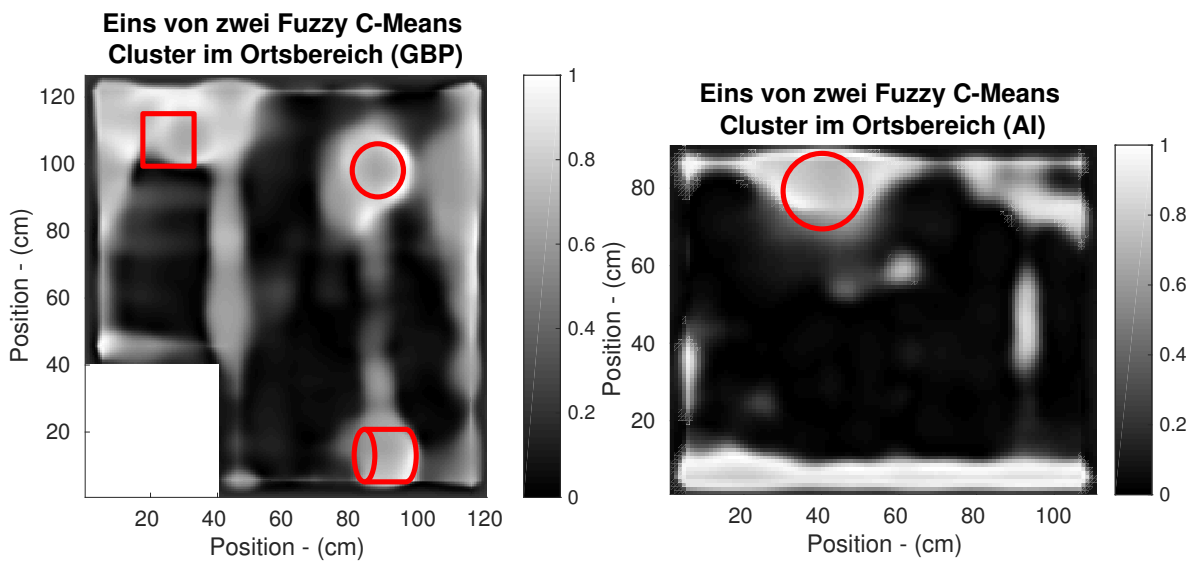


Abbildung 3-11: Mitgliedschaftsgrad von einem von zwei der Fuzzy C-Means Cluster im Ortsbereich mit der Position der Kiesnester (rot) für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts).

### 3.2.6 Fusionsergebnis aus der Clusterbildung mit dem dichte-basierten Clusteralgorithmus (DBSCAN)

Wie in Abschnitt 2.3.3.2 erwähnt, kann der optimale Parameter vom Radius Epsilon ( $\epsilon$ ) unter der Annahme gleichverteilter Daten automatisch geschätzt werden (Ankerst, et al., 1999). Je niedriger der zweite Parameter *MinPts* gewählt wird, desto empfindlicher ist das Cluster-Ergebnis (wegen des "single link" Effekts (Ankerst, et al., 1999)). In der vorliegenden Arbeit wurde *MinPts* auf zwei (2) gesetzt. Die FS-Darstellung des GBP- und AI-Datensatzes und die DBSCAN-Klassifikation der FS-Elemente sind in Abbildung 3-12 dargestellt.

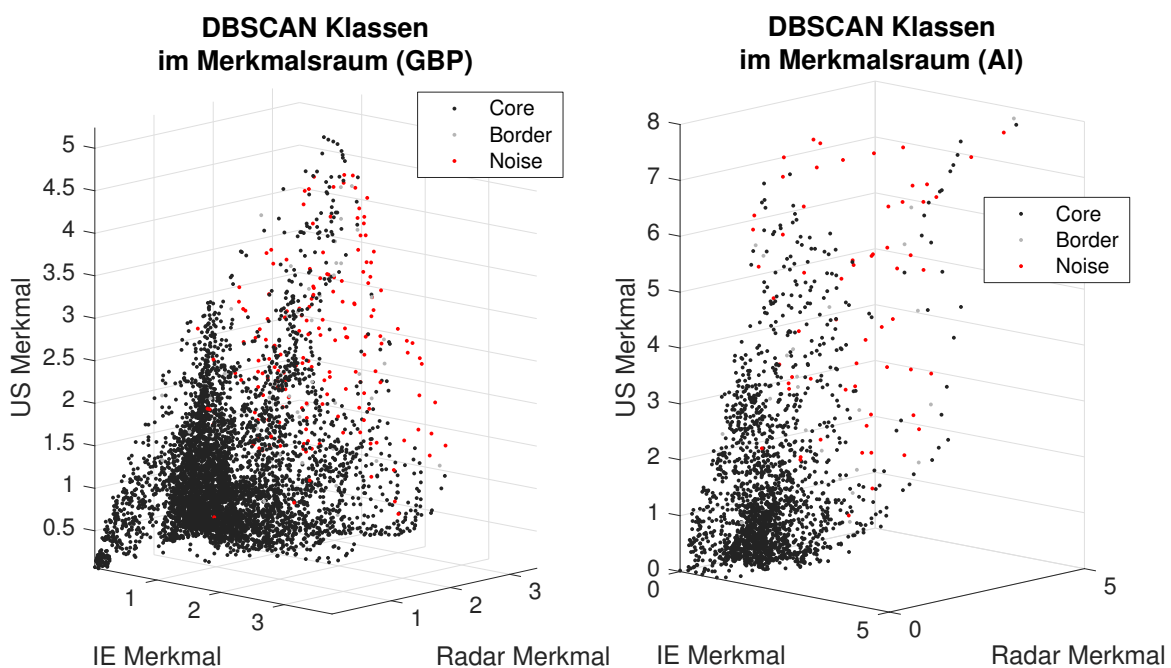


Abbildung 3-12: Unterteilung des FS in Core, Border und Noise Elemente durch den DBSCAN Algorithmus für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts).

Abbildung 3-12 zeigt die komplexen Clusterformen in FS, die mit dem DBSCAN-Algorithmus bestimmt wurden. Im Vergleich zu Abbildung 3-8 und Abbildung 3-10 sind keine glatten Grenze zwischen den Klassen erkennbar. Abbildung 3-13 zeigt die gleichen Cluster – projiziert in den Ortsbereich.



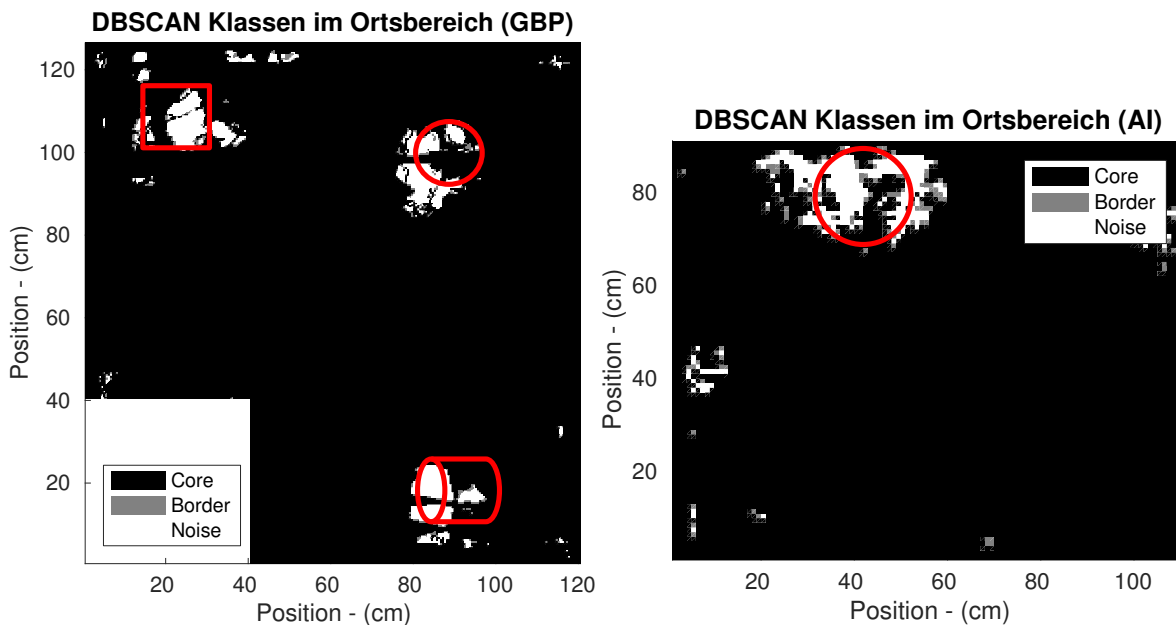


Abbildung 3-13: Cluster-Ergebnis des DBSCAN im Ortsbereich mit der Position der Kiesnester (rot) für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts).

Neben wenigen verstreuten Falschanzeigen sind die Kiesnester in Abbildung 3-13 klar erkennbar. Einer der Gründe für diese herausragende Leistung ist die automatische Epsilon-Schätzung. Der Ansatz setzt eine Gleichverteilung für die Feature-Elemente voraus, so als gäbe es keine Cluster. Strukturelles Rauschen ist potentiell gleichverteilt – die Klassifizierung in Kern- oder Randelemente ist sehr wahrscheinlich. Die höheren Merkmalswerte der Kiesnestelemente sind als Ausreißer sichtbar. Sie werden folglich als Noise-Elemente klassifiziert.

Um die Interpretierbarkeit der Ergebnisse zu verbessern, wurden den drei resultierenden Klassen numerische Werte zugewiesen. Die dicht verbundenen Core- und Border-Elemente werden auf null (0) gesetzt, da sie nicht den defekten Bereich enthalten. Im Gegensatz zur üblichen Terminologie enthalten die Noise-Elemente das Detektionsziel. Sie erhalten den Wert eins (1). Eine interessante Beobachtung ist, dass, obwohl die Klassifizierung im FS durchgeführt wird, die Border-Elemente tatsächlich häufig am Rand zwischen Core- und Noise-Elementen auftreten.

Um die Ortsinformationen zu nutzen und die verteilten kleinen Anzeigen zu unterdrücken, wird das Ergebnis tiefpassgefiltert (gleitender Mittelwert) (Mather & Koch, 2011). Dieser Vorgang ähnelt der Berücksichtigung von Anzeigen erst ab einer bestimmten Größe, wie es gängige Praxis in der ZfP ist. Die Filterung wurde durch Berechnen des Mittelwerts der Daten innerhalb eines Radius von 5 cm um jeden Messpunkt realisiert.

Dies führt zu einer Glättung der Anzeigen in der räumlichen Darstellung. Das endgültige Ergebnis ist in Abbildung 3-14 dargestellt.

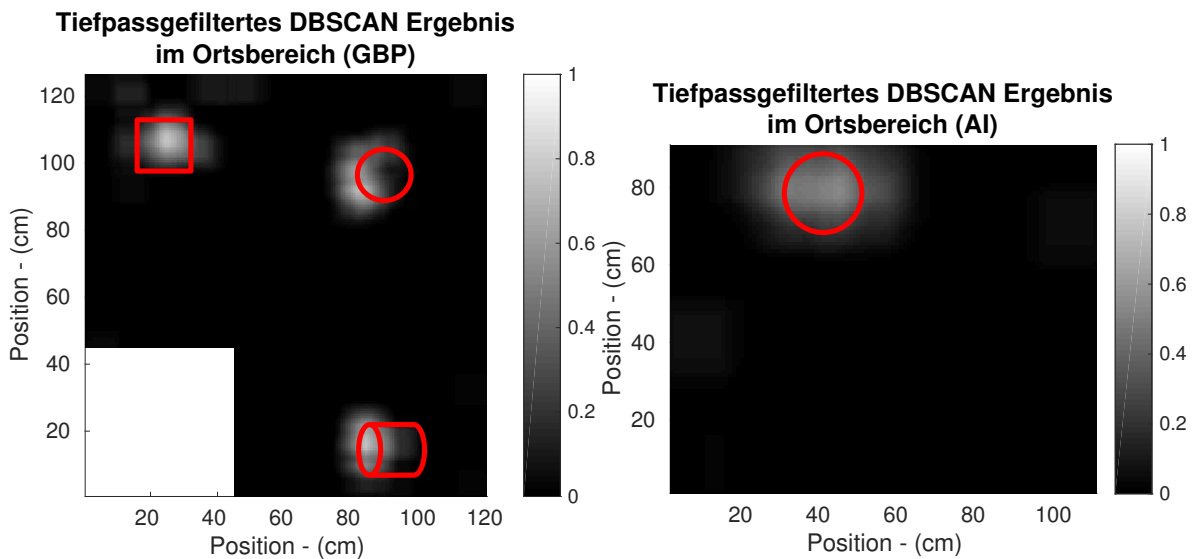


Abbildung 3-14: Tiefpassgefiltertes Ergebnis des DBSCAN Algorithmus im Ortsbereich mit der Position der Kiesnester (rot) für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts).

### 3.2.7 Evaluation der Fusionsergebnisse

Die Leistungsfähigkeit der einzelnen Sensoren und der fusionierten Ergebnisse wird durch den Vergleich ihrer ROC-Kurven quantitativ ausgewertet. ROC-Kurven veranschaulichen die Qualität eines binären Klassifizierers in Abhängigkeit eines variierenden Schwellwertes (Swets, 1996). Dazu wird der Grenzwert für die Unterscheidung zwischen defekten und intakten vom niedrigsten zum höchstmöglichen Wert variiert. Das dazugehörige Verhältnis von detektierten zu tatsächlichen Positiven (Defekten) ist als Richtig-Positiv-Rate (TPR<sup>20</sup>), auch Empfindlichkeit genannt, auf der Ordinate abgetragen. Das Verhältnis der fehlklassifizierten intakten Bereiche zum tatsächlich intakten Bereich ist als Falsch-Positiv-Rate (FPR<sup>21</sup>), auch Falschalarmrate genannt, auf der Abszisse aufgetragen. Zur Berechnung von TPR und FPR wurden zunächst Referenzmodelle der Probekörper mit den eingebauten Kiesnestern auf der Grundlage

<sup>20</sup> Die Abkürzung TPR leitet sich vom englischen Begriff „true-positive-rate“ ab und ist in diesem Kontext gebräuchlich.

<sup>21</sup> Die Abkürzung FPR leitet sich vom englischen Begriff „false-positive-rate“ ab und ist in diesem Kontext gebräuchlich.

verfügbarer Zeichnungen und Fotos von der Herstellung, angefertigt (siehe Abbildung 3-3, rechts und Abbildung 3-4, rechts). Das Modell enthält die Position der Kiesnester. Aus den Kurven können verschiedene Benchmarks extrahiert werden, beispielsweise die Fläche unter der Kurve (AUC<sup>22</sup>). Der bestmögliche AUC-Wert ist 1, was einer perfekten Klassifizierung entspricht; Der schlechteste Wert ist 0,5, was einer zufälligen Klassifizierung entspricht. Ein weiterer Benchmark ist die Steigung der Kurve. Je steiler die Kurve, desto unabhängiger ist die Klassifizierung vom Schwellwert. Eine Alternative ist es, die FPR bei einer fixen TPR zu vergleichen (Heideklang & Shokouhi, 2015). Um die Vergleichbarkeit der ROC-Kurven zu gewährleisten, müssen die Merkmale die gleiche Auflösung und das gleiche Klassifikationsziel haben. Da die Bereiche in unmittelbarer Umgebung zum Defekt mehrdeutig sind, sollten sie von der Evaluation ausgeschlossen werden. Das bedeutet, dass Werte in dieser Region weder als wahr noch als falsch betrachtet werden. Die ROC-Kurven für die einzelnen Verfahren und Fusionsansätze sind in Abbildung 3-15 für die GBP-Daten(links) und die AI- Daten (rechts) dargestellt. Der K-Means-Algorithmus hat eine binäre Ausgabe. Seine ROC ist nur als Punkt ohne AUC-Wert darstellbar.

Die Verfahren funktionierten unterschiedlich gut. Unter den drei Einzelverfahren liefert US die besten Ergebnisse hinsichtlich der steilsten Kurve und des größten AUC-Wertes. Es ist daher das Merkmal, mit dem die Leistungsfähigkeit der Datenfusionsansätze verglichen werden muss.

Das beste Ergebnis wurde für beide Datensätze mit dem DBSCAN-Algorithmus erreicht. Das ist hauptsächlich auf die Beseitigung von Rauschen während des Fusionsprozesses zurückzuführen, denn dadurch existieren nur wenige Falschanzeigen. Die FPR bei einem fixen TPR-Wert von 0,5 ist für DBSCAN, US und Fuzzy C-Means 0,000, 0,006 beziehungsweise 0,071 beim GBP-Datensatz und 0,000 0,003 beziehungsweise 0,097 für den AI-Datensatz. Dies untermauert die Schlussfolgerung, dass die DBSCAN-basierte Datenfusion die anderen Methoden übertrifft.

---

<sup>22</sup> Die Abkürzung AUC leitet sich vom englischen Begriff „area under the curve“ ab und ist in diesem Kontext gebräuchlich.

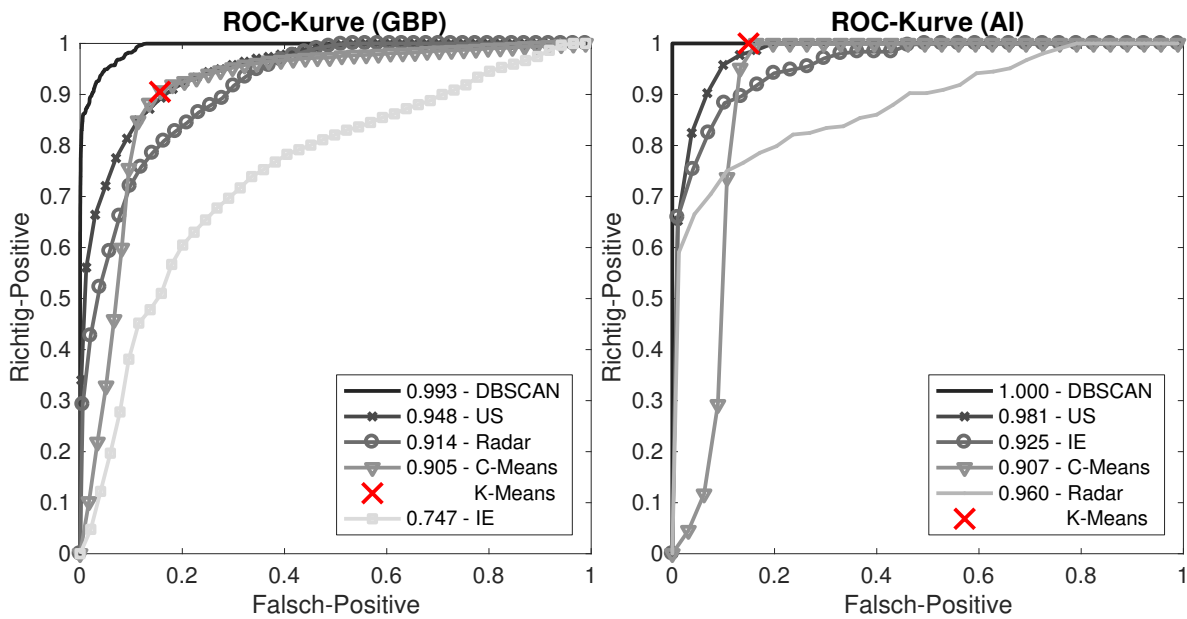


Abbildung 3-15: Receiver-Operating-Characteristic (ROC)-Kurven für die einzelnen Testverfahren und Fusionsansätze. Die Fläche unter der Kurve (AUC) ist in der Legende angegeben.

Erwartungsgemäß schneiden K-Means und Fuzzy C-Means schlecht ab. Bei der Erhöhung der Clusteranzahl von zwei auf drei war keine Verbesserung erkennbar. Im Gegenteil: die Unterscheidung zwischen Kiesnestern und umgebenden Medium wurde dadurch noch erschwert. Die Untersuchung verschiedener Merkmalskonstellationen ergab, dass das beste Ergebnis durch die Verwendung des vollständigen Datensatzes erreicht werden kann. Dennoch verbessert der DBSCAN-Algorithmus bei geringerer Merkmalsanzahl das Ergebnis. Die Auswertung anhand der AUC-Werte ist in Tabelle 3-1 für den GBP-Datensatz und in Tabelle 3-2 für den AI-Datensatz zusammengefasst. Daraus geht hervor, dass durch den Fuzzy C-Means in keiner Merkmalskonstellation eine Verbesserung des Klassifikationsergebnisses gegenüber dem besten Einzelsensor erreicht wird. Der DBSCAN erzielt hingegen in fast allen Szenarien eine signifikante Verbesserung des Klassifikationsergebnisses. Lediglich beim Clustern der Radardaten des GBP-Datensatzes unterliegt der Ansatz dem Einzelsensor. Das DBSCAN Ergebnis wird durch die Hinzunahme weiterer Sensoren in jedem Fall verbessert. Dies steht im Einklang mit den theoretischen Annahmen aus Abschnitt 2.3.

Methode \ Daten	US	Radar	IE	US Radar	IE Radar	US IE	alle
<b>Bestes ZfP-Verfahren</b>	0,948	0,914	0,747	0,948 (US)	0,914 (Radar)	0,948 (US)	0,948 (US)
<b>Fuzzy C-Means</b>	0,892 (↓)	0,789 (↓)	0,74 (↓)	0,879 (↓)	0,817 (↓)	0,901 (↓)	0,905 (↓)
<b>DBSCAN</b>	0,963 (↑)	0,888 (↓)	0,751 (↑)	0,981 (↑)	0,923 (↑)	0,971 (↑)	0,993 (↑)

Tabelle 3-1: AUC- Werte für die verschiedenen Merkmalskonstellationen für den GBP-Datensatz mit Kennzeichnung für die Verbesserung (↑) und Verschlechterung (↓) gegenüber des besten berücksichtigten Einzelverfahrens.

Methode \ Daten	US	Radar	IE	US Radar	IE Radar	US IE	alle
<b>Bestes ZfP-Verfahren</b>	0,98	0,882	0,959	0,989 (US)	0,959 (IE)	0,989 (US)	0,989 (US)
<b>Fuzzy C-Means</b>	0,922 (↓)	0,83 (↓)	0,881 (↓)	0,906 (↓)	0,849 (↓)	0,92 (↓)	0,907 (↓)
<b>DBSCAN</b>	0,989 (↑)	0,966 (↑)	0,973 (↑)	0,999 (↑)	0,998 (↑)	0,998 (↑)	1 (↑)

Tabelle 3-2: AUC-Werte für die verschiedenen Merkmalskonstellationen für den AI-Datensatz mit Kennzeichnung für die Verbesserung (↑) und Verschlechterung (↓) gegenüber des besten berücksichtigten Einzelverfahrens.

# Kapitel 4

## **4 Datenfusion zur Detektion chloridinduzierter Lochkorrosion im Stahlbeton**

In diesem Kapitel werden die Experimente und Ergebnisse zur Korrosionsdetektion vorgestellt. Im ersten Abschnitt wird der Probekörper, die beschleunigte Erzeugung der Verwitterung, die Lage, Form und Orientierung der künstlichen Fehlstellen und die verwendeten Messgeräte beschrieben. Im zweiten Teil werden die Ergebnisse aus dem Korrosionsexperiment vorgestellt. Dazu wird der künstliche Verwitterungszyklus validiert, die Extraktion geeigneter Merkmale aus den Messsignalen beschrieben, die Fusionsergebnisse aus der logistischen Regressionsanalyse dargestellt und mit verschiedenen Kreuzvalidierungsverfahren analysiert. Abschließend wird dem Fusionsergebnis die Korrosionsdetektion gemäß deutscher und amerikanischer Standards gegenübergestellt.

### **4.1 Experiment zur Korrosionsdetektion**

Wie in Abschnitt 2.3 erwähnt, ist für Datenfusionsansätze die Generalisierbarkeit auf die untersuchten Szenarien beschränkt. Die Betonentwurfparameter des Probekörpers sind einem Verkehrsbauwerk nach DIN Fachbericht 102 (DIN-Fachbericht 102, 2009) nachempfunden, da diese Bauwerke großen Mengen Streusalz ausgesetzt sind und somit besonders gefährdet sind (Henry & Kato, 2011; Nürnberger, 1996). Die Messungen werden in zwei Kampagnen auf Ober- (Kampagne 1) und Unterseite (Kampagne 2) des Probekörpers durchgeführt. Durch die produktionsbedingte höhere Verdichtung des Betons an der Bauteilunterseite entspricht Kampagne 2 einem Bauteil mit erhöhter Qualität hinsichtlich Dichtigkeit und Porengehalt gegenüber den Messungen an der Oberseite.

Der Probekörper ist in Abbildung 4-1 dargestellt. Er ist eine 30 Zentimeter dicke, ein Meter breite und 1,4 Meter lange Betonplatte. Die Messfeldgröße ist 126 mal 86 Zentimeter. Die Betondeckung beträgt 4,5 Zentimeter. Der Probekörper besteht aus einem gut verdichteten Beton der Zielfestigkeitsklasse C30/37. Der Frischbetonporenanteil beträgt 1,4%. Die Sieblinienklasse ist AB 8. Der Wasser-Zement-Wert beträgt 0,49. Der verwendete Zement ist ein Portland-Puzzolan CEM II/A-LL 32,5 R. Die Plattenbewehrung besteht aus 10 Millimeter dickem Baustahl (BST 500). Der Bewehrungsabstand beträgt in Längsrichtung etwa 16 und in Querrichtung etwa 15 Zentimeter. Während des gesamten Experiments wurde das Bewehrungspotential gegen eine von zwei

an Ober- und Unterseite des Probekörpers eingebauten Mangandioxid ( $MnO_2$ )-Referenzelektroden ERE 20 (Force Technology, 2015) gemessen.

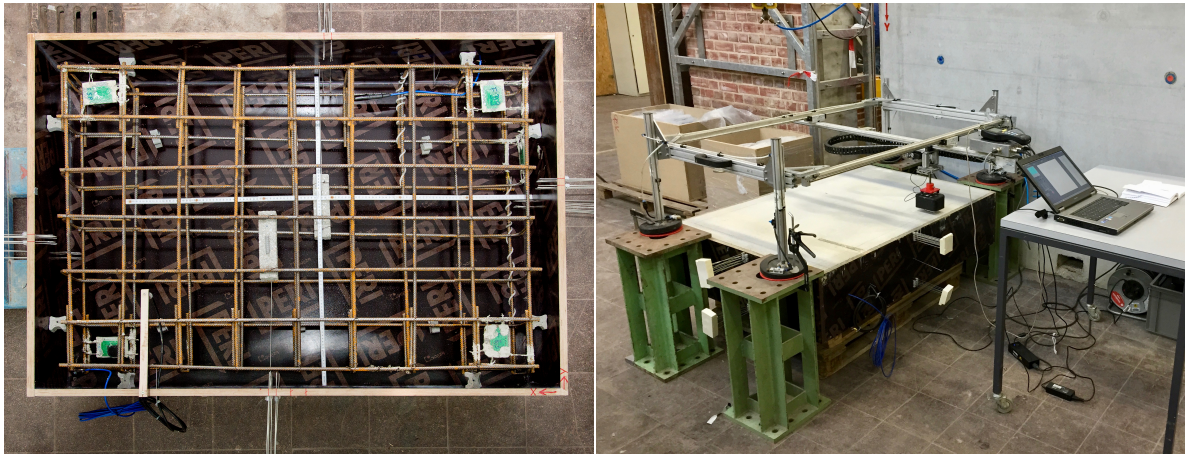


Abbildung 4-1: Korrosionsprobekörper; Links: Draufsicht auf Probekörper mit Einbauteilen vor der Betonage; Rechts: Ansicht des Korrosionsprobekörpers im Labor während einer Scannermessung.

#### 4.1.1 Simulierte Verwitterung

Die Simulation des Verwitterungszyklus dient der Berücksichtigung des Umweltrauschens in den Labordaten und wird erzeugt, um die Generalisierbarkeit des Fusionsansatzes zu verbessern. Dazu werden die folgenden drei, für den Lebenszyklus eines chloridbeaufschlagten Betonbauteils repräsentativen, Verwitterungszustände künstlich im Labor erzeugt:

1. Ungeschädigter **Referenzzustand** (Probekörper nach der Betonage)
2. **Benutzter** Zustand (Probekörper enthält Chloride, keine Korrosion)
3. **Defekter** Zustand (Probekörper enthält Chloride und korrodiert)

Der ungeschädigte Referenzzustand repräsentiert ein Bauteil ohne Chloridbelastung. Im vorliegenden Experiment wird dieser Zustand durch den Probekörper nach der Betonage dargestellt. Der benutzte Zustand repräsentiert ein Bauteil, welches über längere Zeit Chloriden ausgesetzt war. Der Chloridgehalt in der Betondeckung ist erhöht. Korrosion findet nicht statt. Der defekte Zustand repräsentiert ein Bauteil, bei dem der



Schädigungsprozess einsetzt. Chloride befinden sich in der Betondeckung und überschreiten am Stahl die kritische korrosionsauslösende Konzentration. Um diese Zustände zu erreichen, sind drei Arbeitsschritte nötig:

- Schritt 1: Beschleunigter Chlorideintrag und Überwachung
- Schritt 2: Korrosionserzeugung
- Schritt 3: Korrosionsüberwachung

Wobei der erste Schritt zwischen Zustand eins und zwei, der zweite Schritt zwischen Zustand zwei und drei und der dritte Schritt während Zustand drei durchgeführt wird. Die technische Umsetzung dieser Schritte wird in den folgenden Abschnitten geschildert.

#### **4.1.1.1 Beschleunigter Chlorideintrag und Überwachung**

Das Erreichen erhöhter Chloridkonzentration bis in einige Zentimeter Tiefe durch Trocken-Nass-Zyklen dauert bei guter Betonqualität mehrere Jahre (Oh & Jang, 2007). Der Chlorideintrag wird deshalb mit der Polarisationsmethode beschleunigt – ein in der Qualitätssicherung von Beton etabliertes Verfahren (ASTM C1202, 2012; Stanish, et al., 1997). Es basiert auf dem Bestreben von Ionen, sich in einem elektrischen Feld in die Richtung des entgegengesetzten Pols zu bewegen. Die negativ geladenen Chloridionen bewegen sich zum positiven Pol, der Anode. Die Ionenbewegung wird durch die elektrische Ladung angetrieben (Stanish, et al., 1997). Die Einheit der Ladung lautet Coulomb. Bei der Übertragung der Methode von kleinen Betonproben auf große Stahlbetonprobekörper besteht die Gefahr, dass ungewollte Korrosion erzeugt wird. Die Hauptursachen sind zu schnelles Erreichen erhöhter Chloridkonzentrationen an der Bewehrung oder Streustromkorrosion.

Ein kontrollierbarer Chlorideintrag findet möglichst gleichmäßig statt. Dazu ist ein homogenes Gefüge in der Betondeckung erforderlich. Die Homogenität kann durch die Wahl eines kleinen Größtkorns, durch ein niedriges Wasser-zu-Zement-Verhältnis (kleiner 0,5) und eine gute Verdichtung des Betons bei der Herstellung erreicht werden. Vertikal verlaufende Grenzflächen von Einbauteilen, an denen Spalten entstehen können, sind hingegen ungeeignet.

Das Risiko von Streustromkorrosion durch die Überschreitung eines kritischen (unbekannten) Potentials  $E_{crit}$  kann durch eine potentiostatische Polarisation (Elbern & Guimarães, 1999; Stern & Geary, 1957) reduziert werden. Dabei wird das Bewehrungspotential mit einem Potentiostat sorgfältig erhöht, so dass das  $E_{crit}$  nicht überschritten wird. Ein Potentiostat ist eine Gleichspannungsquelle, die ein voreingestelltes Potential einer Arbeitselektrode relativ zu einer Bezugselektrode in nahezu Echtzeit konstant hält. Dazu wird ein Strom zwischen Arbeits- und Gegenelektrode induziert. Die elektrische Ladung kann aus dem eingespeisten Strom berechnet werden und gibt Aufschluss über die Menge der penetrierten Ionen (ASTM C1202, 2012).

Im vorliegenden Experiment erfolgt der elektrische Anschluss der Bewehrung über einen seitlich aus dem Probekörper geführten Edelstahlschweißdraht. Eine Schaltskizze des Aufbaus ist in **Abbildung 4-4** (oben) dargestellt. Die Bewehrung fungiert als Arbeitselektrode und ein Mangan-Mischoxid-Gitter in einem Salzlösungsbad auf dem Probekörper ist die Gegenelektrode. Als Referenzelektrode wurde jeweils eine ERE 20 an Ober- und Unterseite verwendet. Die Bezeichnung des verwendeten Potentiostats lautet Bank Wenking MP-87. Ein Bild vom Polarisationsmessaufbau ist in **Abbildung 4-2** dargestellt.

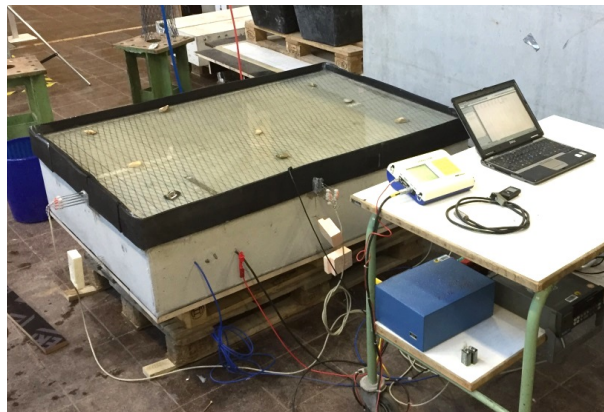


Abbildung 4-2: Probekörper mit Salzwasserbad während des potentiostatischen Chlorideintrags.

Die Polarisation wird nach ausreichender Chloridpenetration beendet. Es existieren viele Methoden zur Überwachung der Chlorideindringtiefen (zum Beispiel in (Torres-Luque, et al., 2014; Trejo, et al., 2009)). Wegen der erhöhten Ansprüche an die Homogenität des Betons, wurden eigens entwickelte Depassivierungssensoren verwendet. Eine Schaltskizze der Messanordnung ist in **Abbildung 4-4** (oben) dargestellt.

Ähnlich wie bei der Anodenleiter (Sensortec, 2015; Raupach & Schießl, 2001) werden Stäbe aus Schwarzstahl in verschiedenen Tiefen eingebaut. Der zeitliche Verlauf des Potentials der Stäbe gegen die Referenzelektrode wird mit einem Multi-Kanal-Datenlogger (Multiplexer) aufgezeichnet. Ein stark abfallendes Potential kennzeichnet den Beginn der Korrosion verursacht, durch das Erreichen einer kritischen korrosionsauslösenden Chloridkonzentration in einer Tiefenlage. Im Gegensatz zur Anodenleiter werden die Stähle durch die Schalung bei der Betonage in Position gebracht. Dadurch existieren keine zusammenhängenden vertikalen Grenzflächen, an denen Chloride in das Bauteil eindringen können. Abbildung 4-3 zeigt die Sensorinstallation vor (links) und nach dem Betonieren (Mitte) sowie nach Abschluss der Chloridpenetration (rechts).



Abbildung 4-3: Depassivierungssensoren mit einer Tiefenauflösung von fünf Millimetern in zwei Reihen; Links: Einbau vor der Betonage; Mitte: Sensoren im Probekörper nach der Betonage; Rechts: Korrodierte Sensorspitzen nach Abschluss der Chloridpenetration.

Der Sensor besteht aus zwei Reihen Edelstahlschweißdrähten (Durchmesser ein Millimeter) mit einer angehefteten, ein Zentimeter langen Schwarzstahlspitze. Die Sensoren sind an allen vier Seiten des Probekörpers jeweils mittig angeordnet und reichen fünf Zentimeter in den Beton. Sie decken eine Tiefe von vier Zentimetern mit einer Auflösung von 0,5 Zentimetern ab. Dennoch existiert eine Reihe von systematischen Unsicherheiten:

- Die punktartige Messung bei der flächigen Chloridpenetration entspricht lediglich einer Stichprobe.

- Andere Ursachen, die nicht zwangsläufig mit dem eindringenden Chlorid zusammenhängen, können ebenfalls Korrosion an der Sensorspitze auslösen (Ann & Song, 2007).
- Die kritische Chloridkonzentration für dünne Stäbe ist höher als für Bewehrungseisen (Dauberschmidt, 2006).
- Nach der Polarisierung schreitet der Chlorideintrag noch weiter voran, z. B. durch den Konzentrationsausgleich mit tieferen Poren während der Trocknung (Johannesson, 2003).

Um sicher zu gehen, dass die Chloridpenetration rechtzeitig stoppt, wird eine Sicherheit von 100% vorgehalten. Das bedeutet, um eine erhöhte Chloridkonzentration in drei Zentimetern Tiefe zu erreichen, wird die Polarisierung beendet, wenn der Sensor in 1,5 Zentimeter Tiefe die Depassivierung anzeigt.

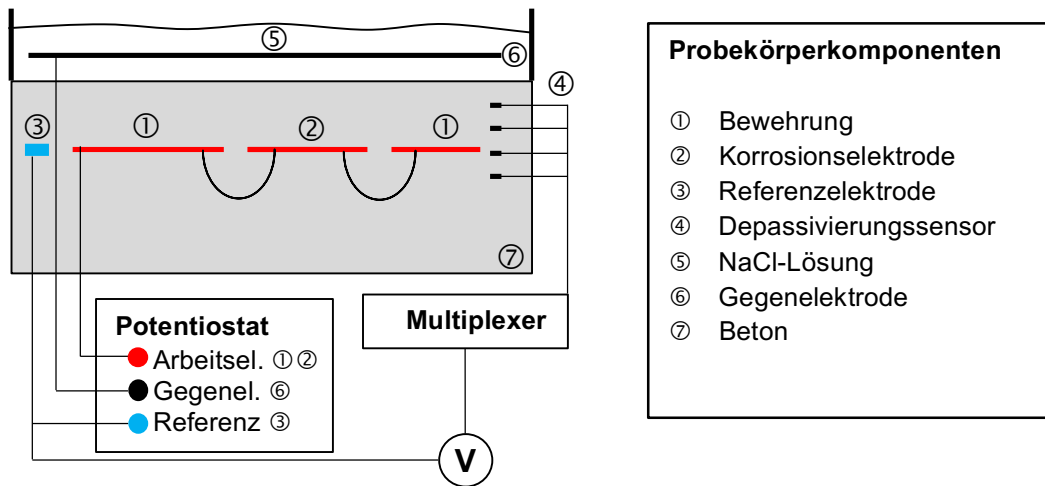
#### **4.1.1.2 Beschleunigte Korrosionserzeugung und Überwachung**

Die Korrosion wird durch die anodische Polarisierung der Bewehrung über das kritische Potential  $E_{crit}$  hinaus realisiert. Eine Schaltskizze des Aufbaus ist in Abbildung 4-4 unten, links dargestellt. Der Aufbau ähnelt dem des beschleunigten Chlorideintrags, allerdings wird nicht die gesamte Bewehrung, sondern lediglich eine elektrisch isolierte Elektrode (siehe Abbildung 4-6, links) gegen eine Gegenelektrode (siehe Abbildung 4-6, rechts) - ebenfalls ein Mangan-Mischoxid-Gitter in einer Natrium-Chlorid-Lösung - polarisiert. Der Polarisationsstrom wurde aufgezeichnet. Ein plötzlicher Anstieg zeigt den Beginn der aktiven Korrosion an (Revie & Uhlig, 2008). Je eine Elektrode an Ober- und Unterseite des Probekörpers stellt die Korrosionsstellen dar. Die Position der Elektroden ist für die beiden Messkampagnen in Abbildung 4-5 dargestellt.

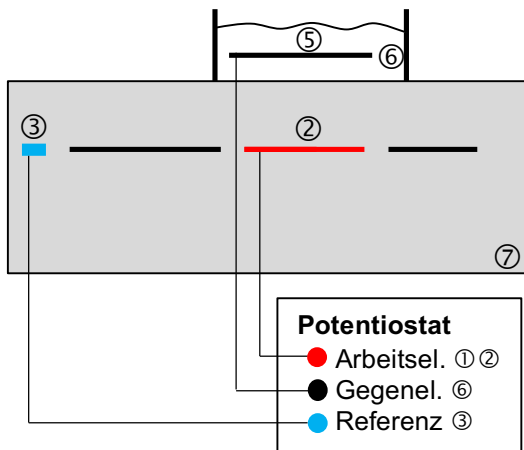
Die Elektroden bestehen aus je einem 50 Millimeter langen Bewehrungsstahl mit einem Durchmesser von zehn Millimetern und einer Betondeckung von circa 4,5 Zentimetern (wie die restliche Bewehrung). Eine über der Elektrode gebohrte Kapillare (vier Millimeter Durchmesser, 35 Millimeter Tiefe) simuliert einen Riss. Dadurch wird der Chloridtransport zur Elektrode beschleunigt. Nach der Korrosionsinitiierung wird die Kapillare mit Mörtel verschlossen. Die elektrische Isolierung der Elektrode erfolgt durch eine Halterung aus Beton. Sie wurde einen halben Tag vor der Betonage des

gesamten Probekörpers gefertigt (siehe Abbildung 4-6, links). Damit die ZfP-Messungen nicht beeinflusst werden, besteht die Halterung aus derselben Betonrezeptur wie der restliche Probekörper. Für einen guten Verbund zum restlichen Beton wurde die Oberfläche mit dem Sandstrahlverfahren aufgeraut. Beide Elektroden sind mit einem seitlich herausgeführten Edelstahlschweißdraht als elektrischer Anschluss nach außen verbunden.

**Schritt 1: Chlorideintrag und Überwachung**



**Schritt 2: Korrosionserzeugung**



**Schritt 3: Korrosionsüberwachung**

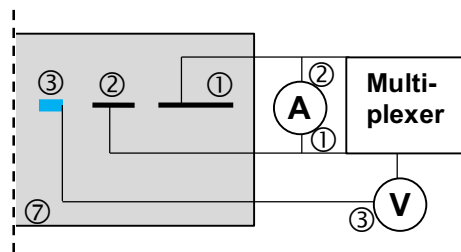


Abbildung 4-4: Schaltskizzen für die Arbeitsschritte zur Erzeugung der Verwitterungsstufen; Oben links: Chlorideintrag und Überwachung; Oben rechts: Probekörperkomponenten; Unten links: Korrosionserzeugung; Unten rechts: Korrosionsüberwachung.

Für die Überwachung der Korrosion wird wie in (Gehlen, et al., 2010) angenommen, dass der anodische Teilprozess auf der Elektrode und der kathodische Teilprozess auf

dem Rest der Bewehrung stattfindet. Die elektrische Trennung von Anode und Kathode erlaubt die Messung des Korrosionsstroms. Dazu werden Elektrode und Bewehrung über ein Strommessgerät entsprechend Abbildung 4-4 unten, rechts kurzgeschlossen und der Korrosionsstrom wird dauerhaft aufgezeichnet. Unter Verwendung des Faraday'schen Gesetzes kann aus dem protokollierten Strom die Schädigung als Menge des gelösten Eisens für jeden Zeitpunkt berechnet werden (Holze, 1998).

**Position der Bewehrung (schwarz) und der Korrosionselektroden (rot) im Messfeld**

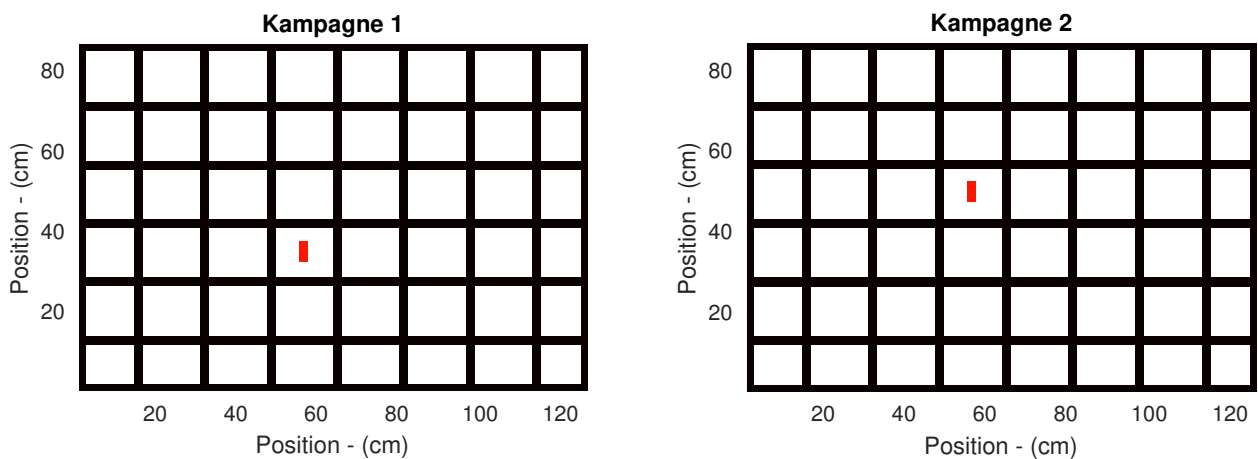


Abbildung 4-5: Computergrafik des Korrosionsprobekörpers mit der Position der Bewehrung (schwarz) und der Defektstelle (rot) im Messfeld für Kampagne 1 (links) und Kampagne 2 (rechts).



Abbildung 4-6: Korrosionsinitiierung; Links: Elektroden mit Edelstahlschweißdrahtanschluss; Rechts: Salzwasserbad mit Mangan-Mischoxid-Netz in Salzwasserlösung.

#### **4.1.2 Beschreibung der Messgeräte**

Für die Radarmessungen wurde ein GSSI, Inc. SIR20 Messgerät mit einer 2 Gigahertz-Palm-Antenne (GSSI, 2005) verwendet. Die Messung erfolgt in zwei rechtwinklig aufeinander stehenden Polarisierungen. Die Signallänge beträgt 512 Messpunkte. Die bandpassgefilterten Rohdaten (Durchgangsband 400 Megahertz bis vier Gigahertz) werden mit der Kirchhoff-Methode migriert (Wiggins, 1984). Dazu wird die „RADAN“ Software von GSSI verwendet. Die Reflexionsmagnituden, angeordnet in einem dreidimensionalen Würfel, bilden die Basis für die Merkmalsextraktion (Vergleich Abschnitt 2.3.2).

Die Potentialfeld-, Wenner-Widerstands- und Mikrowellen-Feuchtemessungen wurden händisch auf einem vordefinierten Messraster mit einem Abstand von zehn Zentimetern gesammelt. Die Potentialfeldmessdaten wurden mit einem Canin+-Korrosionsanalysesystem der Firma Proceq durchgeführt. Die Referenzelektrode ist eine Kupfersulfat-Stabelektrode (Proceq 1, 2016). Die Messung wurde nach den Vorgaben des Merkblatts B3 (DGZfP B03, 2014) der DGZfP durchgeführt. Die Wenner-Widerstandsmessungen wurden mit der Resipod-Sonde der Firma Proceq (Proceq 2, 2016) durchgeführt. Diese Sonde wurde speziell für die Untersuchung von Beton entwickelt. Der Elektrodenabstand beträgt 38 Millimeter. Die Mikrowellen-Feuchtemessungen wurden mit einer ID10-Sonde der Firma HF-Sensors erledigt. Der Sensor wurde speziell für die Untersuchung von Beton entwickelt. Er wurde vor der Benutzung nach Herstellerangaben für den Probekörper kalibriert. Die Eindringtiefe beträgt zwanzig Zentimeter. Für die Messung des Bewehrungspotentials und des Betonwiderstands ist die Befuchtung des Probekörpers nötig. Die feuchtigkeitssensitiven Messverfahren Radar und Mikrowelle wurden jeweils davor durchgeführt.

Des Weiteren wurden Ultraschall-Messungen mit einem Acoustic Control Systems Ltd. A1220 Scherwellenprüfkopf (Acoustic Control Systems Ltd., 2004) in zwei senkrecht aufeinander stehenden Polarisationsrichtungen durchgeführt. Es wurde jeweils mit einer Mittenfrequenz von 50 und 70 Kilohertz gemessen. Allerdings konnten keine Signalparameter identifiziert werden, die auf Korrosion hinweisen. Der Ultraschall-Datensatz wird deshalb nicht für die Datenfusion verwendet.

### 4.1.3 Beschreibung des Messablaufs

Die erste Kampagne auf der Bauteiloberseite umfasst 10 Messungen. Kampagne 2 auf der Bauteilunterseite umfasst 8 Messungen. Eine Übersicht der Messzeitpunkte und der zugehörigen Probekörperzustände ist in Abbildung 4-7 dargestellt. Die Zustandsparameter Korrosionsstromdichte, qualitative Feuchtigkeit und Bewehrungspotential sind für Kampagne 1 in Tabelle 4-1 und für Kampagne 2 in Tabelle 4-2 zusammengefasst. Sie beschreiben den Probekörperzustand während der Messdatenaufnahme. Da die genaue Anodenfläche unbekannt ist, wurde die Korrosionsstromdichte mit der gesamten Elektrodenfläche berechnet. Die Elektrode wurde als Tonne mit einer Länge von fünf und einem Durchmesser von einem Zentimeter vereinfacht. Der Feuchtigkeitszustand „nass“ wurde durch stehendes Wasser auf dem Probekörper zwischen den Messungen erzeugt. Die Zustände „feucht“ und „trocken“ wurden qualitativ aus der Anschauung zum jeweiligen Messzeitpunkt bestimmt. Der Zustand „sehr trocken“ wurde durch die Lagerung des gesamten Probekörpers in einer Klimakammer bei 60° Celsius für eine Woche erzeugt.

Messdatum (Jahr Monat.Tag)	Korrosionsstromdichte* (mA/m <sup>2</sup> )	Feuchtigkeit (-)	Bewehrungspotential** (mV)
2014 12.02	0	trocken	-270
2015 02.19	0	nass	-330
2015 03.06	0	feucht	-325
2015 04.14	0	trocken	-290
2015 04.27	111	trocken	-330
2015 05.07	122	trocken	-340
2015 05.21	78	trocken	-320
2015 06.18	77	nass	-410
2015 08.01	82	feucht	-366
2015 11.13	23	trocken	-310

\* Zur Berechnung wurde die Gesamtoberfläche der Korrosionselektrode zugrunde gelegt.

\*\* gemessen gegen die Mangandioxid- (MnO<sub>2</sub>) Referenzelektrode ERE 20.

Tabelle 4-1: Zustandsparameter des Korrosionsprobekörpers für die erste Messkampagne auf der Probekörperoberseite.



Messdatum (Jahr Monat.Tag)	Korrosionsstromdichte* (mA/m <sup>2</sup> )	Feuchtigkeit (-)	Bewehrungspotential** (mV)
2015 11.19	0	trocken	-320
2015 12.10	0	trocken	-305
2016 01.18	0	nass	-270
2016 01.29	0	feucht	-280
2016 04.05	0	trocken	-290
2016 05.12	0	sehr trocken	-310
2016 06.03	755	trocken	-353
2016 07.12	781	nass	-347

\* Zur Berechnung wurde die Gesamtoberfläche der Korrosionselektrode zugrunde gelegt.

\*\* gemessen gegen die Mangandioxid- (MnO<sub>2</sub>) Referenzelektrode ERE 20.

Tabelle 4-2: Zustandsparameter des Korrosionsprobekörpers für die zweite Messkampagne auf der Probekörperoberseite.

**Datum der Messungen mit Kennzeichnung des zugehörigen Probekörperzustandes**

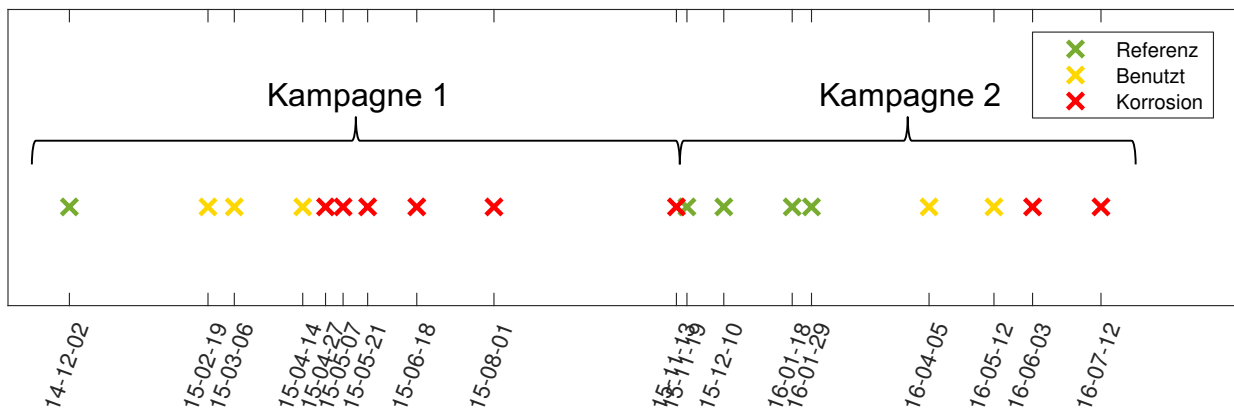


Abbildung 4-7: Zeitstrahl mit Datum (Jahr-Monat-Tag) der Messungen und Kennzeichnung des zugehörigen Probekörperzustandes.

## **4.2 Ergebnisse aus dem Korrosionsexperiment**

Im ersten Schritt werden die Ergebnisse der experimentellen Überwachung des Verwitterungszyklus und dessen Validierung beschrieben. Der simulierte Zyklus bildet die Grundlage für die Generalisierbarkeit des Fusionsmodells hinsichtlich verschiedener Abnutzungsgrade. Anschließend werden die Ergebnisse aus den parametrischen Verfahren Potentialfeld-, Wenner-Widerstands- und Mikrowellenfeuchtemessungen dargestellt. Danach wird die Merkmalsextraktion aus der Oberflächenwelle und der Bewehrungsamplitude aus den Radarmessungen erläutert. Das Fusionsergebnis und das Modell aus der logistischen Regression werden im Anschluss gezeigt. Abschließend erfolgt die Evaluation der Ergebnisse aus verschiedenen Kreuz-Validierungen.

### **4.2.1 Ergebnisse der Überwachung des Verwitterungszyklus**

Für die Steuerung des Verwitterungszyklus wurde die Chloridmigration experimentell überwacht (Vergleich Abschnitt 4.1.1). Die Potentiale der Depassivierungssensoren dienen als Maß für die Tiefe der Chloridfront. Die Sensorkurven an vier Messstellen für die Tiefen fünf, zehn, 15 und 20 Millimeter sind in Abbildung 4-8 für Kampagne eins und Abbildung 4-9 für Kampagne zwei dargestellt. Ein negativer Ausschlag der Potentialkurve um mehrere hunderte Millivolt zeigt das Erreichen des kritischen Chloridgehalts in der Tiefe des Sensors an. Widersprüchliche Sensoraussagen sind unter anderem mit der Inhomogenität des Betons zu erklären (Vergleich Abschnitt 4.1.1.1). Zum Beispiel zeigt der Sensor in 15 Millimetern Tiefe vor dem Sensor in zehn Millimetern Tiefe einen kritischen Chloridgehalt an (siehe Abbildung 4-8, unten rechts). Die Polarisation wurde nach Ermessen weitergeführt, jedoch spätestens bei einer Anzeige in der Tiefenlage von 20 Millimetern abgebrochen. Die Dauer der Polarisation wurde anhand der Potentialkurven der Depassivierungssensoren bestimmt und nicht vorher festgelegt.

Die Kurven der ersten Kampagne geben ein relativ einheitliches Bild wieder: die oberste Sensorreihe (in fünf Millimetern Tiefe) zeigt zu Beginn der Polarisation an allen vier Positionen negative Potentiale an. Drei der vier Sensoren in zehn Millimetern Tiefe liefern in einem Zeitraum von weniger als zwei Tagen eine Anzeige. Lediglich der Sensor an Position vier machte in 15 Millimetern Tiefe eine Anzeige. Daraufhin wurden die anderen Sensoren circa eine Woche beobachtet. Die Polarisation wurde jedoch letztlich auch ohne weitere Anzeigen beendet.

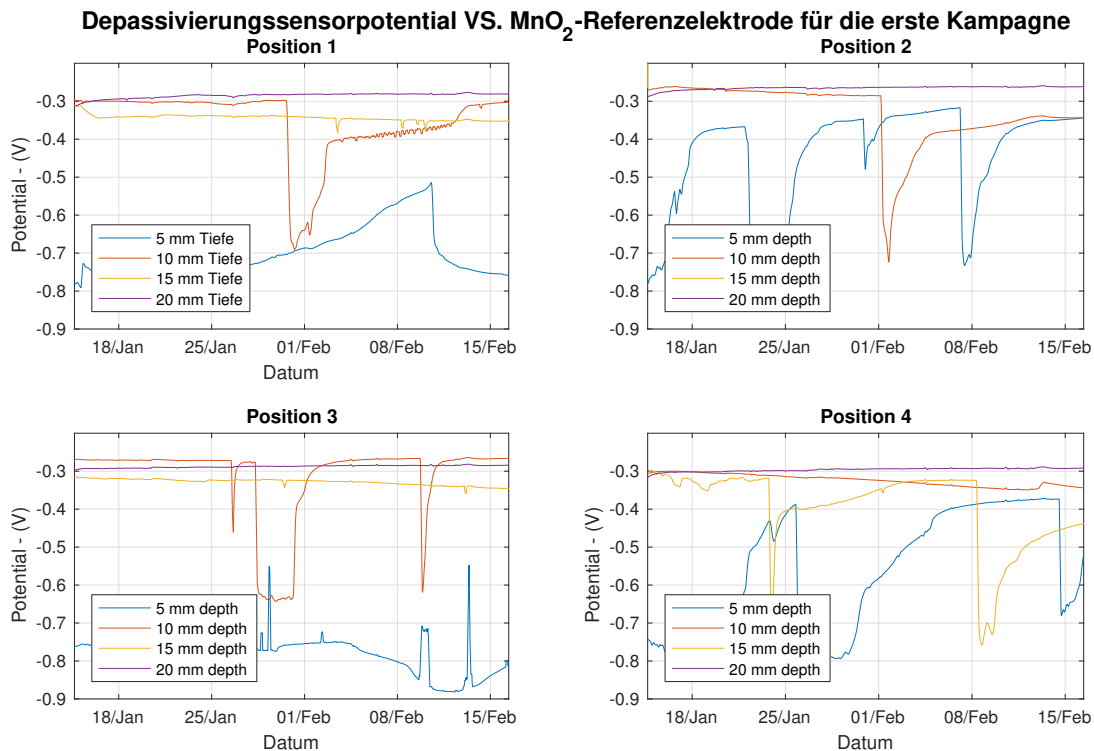


Abbildung 4-8: Potentiale der Depassivierungssensoren in fünf, zehn, 15 und 20 Millimetern Tiefe gegen die ERE 20 MnO<sub>2</sub>-Referenzelektrode (Position 1 und 3 an den Stirnseiten, Position 2 und 4 an den Längsseiten) für Kampagne eins.

Die Kurven der zweiten Kampagne zeigen ein inhomogeneres Bild, was die Interpretation erschwert. Während zunächst nur der Sensor an Position vier eine Anzeige in fünf Millimetern Tiefe liefert, zeigen einige Tage später die Sensoren an Position drei und vier negative Potentiale in einer Tiefe von 15 Millimetern an. Zwischen dem neunten bis dreizehnten März 2016 hat die Aufzeichnung eine Lücke. In diesem Zeitraum trat ein unbemerkter Stromausfall auf. Es ist nicht auszuschließen, dass währenddessen ein Sensor aktiv korrodierte. Bis zum Wiedereinschalten der Messapparatur hätte eine Repassivierung stattfinden können. Am Ende der Polarisation zeigte der Sensor an Position zwei in 20 Millimetern ein negatives Potential. Daraufhin wurde die Polarisation beendet. Die erhöhte Inkonsistenz der Messwerte kann mit der höheren Dichtigkeit des Betons erklärt werden, denn gleichmäßige Chloridpenetration durch den Porenraum ist schwieriger, so dass der Ionentransport vorzugsweise in vereinzelt auftretenden Rissen und Kapillaren stattfindet.

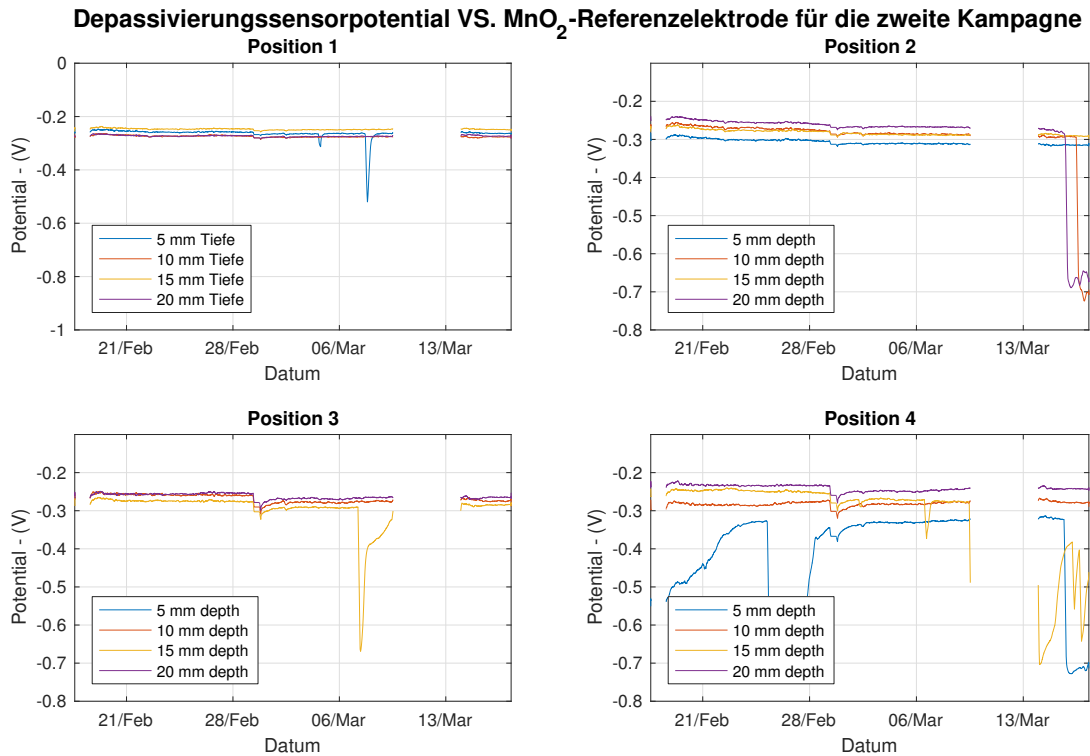


Abbildung 4-9: Potentiale der Depassivierungssensoren in fünf, zehn, 15 und 20 Millimetern Tiefe gegen die ERE 20 MnO<sub>2</sub>-Referenzelektrode (Position 1 und 3 an den Stirnseiten, Position 2 und 4 an den Längsseiten) für Kampagne zwei.

Die höhere Dichtigkeit und der damit einhergehende höhere elektrische Widerstand zeigt sich auch im geringeren Polarisationsstrom der vom Potentiostat zur Regelung des Potentials während der zweiten Kampagne eingebracht wurde. Das Potential und der zugehörige Strom sind in (Abbildung 4-10) für beide Messkampagnen dargestellt. Wie in Abschnitt 4.1.1.1 erwähnt wurde, lässt sich anhand der Ladung, als Produkt von Strom und Polarisationsdauer, qualitativ die Menge der migrierten Chloridionen abschätzen. Für die erste Kampagne beträgt diese mit circa 21 Coulomb in etwa das Siebenfache im Vergleich zur zweiten Kampagne mit circa 3 Coulomb (Vergleich Abbildung 4-10, unten)<sup>23</sup>.

<sup>23</sup> Für die Berechnung der Ladung wurde im Zeitraum zwischen dem 9.-12. März 2016 der mittlere Strom angenommen.

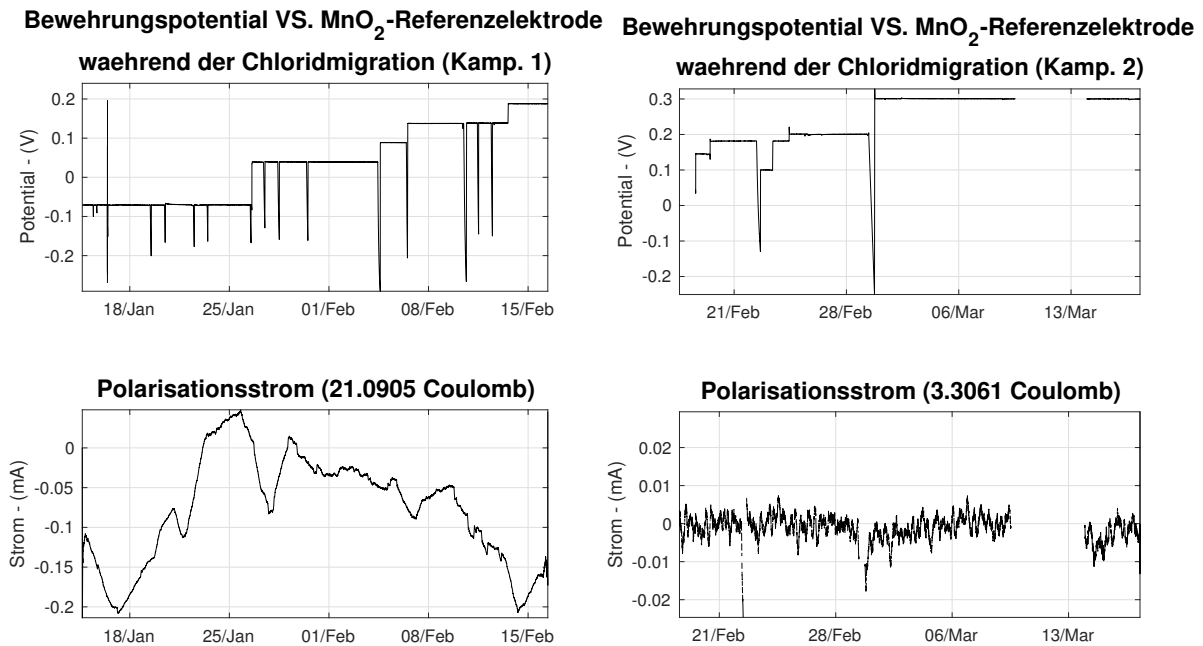


Abbildung 4-10: Bewehrungspotential gegen die ERE 20 MnO<sub>2</sub>-Referenzelektrode (oben) und der eingebrachte Polarisationsstrom (unten) für Kampagne eins (links) und Kampagne zwei (rechts).

Nach Abschluss des Experiments wurden Bohrkern entnommen, um die Chloridkonzentrationen in den verschiedenen Tiefenlagen zu bestimmen. Die Validierung erfolgte an den Stellen der Depassivierungssensoren und den Korrosionselektroden. Die Konzentrationsverteilungen der Chloride wurden mit der Laserinduzierten Plasmaspektroskopie (LIBS) (Miziolek, 2006) ermittelt. Bei der Technik wird das Lichtspektrum eines mit einem Laser erzeugten Plasmas mit einem Spektrometer aufgezeichnet und anschließend analysiert. Die elementaren Bestandteile können bestimmt werden, weil jedes Element beim Zerfall des Plasmas Licht in einer anderen Wellenlänge emittiert. Die Messung erfolgte mit einem Scanner auf der Mittelfläche der halbierten Bohrkern. Das Messfeld beträgt 80 mal 80 Millimeter und grenzt an den Probekörper und die Bauteiloberfläche. Der Messpunkt Abstand beträgt einen Millimeter. Die Elementverteilungen bis zum kritischen korrosionsauslösenden Chloridgehalt von vier Masseprozent bezogen auf den Zementgehalt<sup>24</sup> sind in Abbildung 4-12 für die Depassivierungssensoren aus Kampagne eins und in Abbildung 4-13 für Kampagne zwei dargestellt. Die Positionen der Depassivierungssensorenspitzen ist jeweils in der Mitte der Abszisse der Abbildungen. Die Chloridkonzentrationsverteilungen untermauern die oben

<sup>24</sup> Es existiert eine Vielzahl von Angaben zum kritischen korrosionsauslösenden Zementgehalt (Dauberschmidt, 2006). Der Wert 0,4 m% orientiert sich an der Norm DIN-EN 206.

vorgestellten Messergebnisse: Sie sind in der ersten Kampagne wesentlich höher und homogener als in der zweiten. Zudem werden Randeffekte im elektrischen Feld durch den dichteren Beton in der zweiten Kampagne verstärkt, so dass höhere Migrationsraten am Bauteilrand auftreten.

Der Schutz der Bewehrung an den untersuchten Stellen scheint erfolgreich, da keine erhöhten Chloridkonzentrationen in einer größeren Tiefe als 4,5 Zentimetern beobachtet werden konnten. Die erhöhten Werte in Abbildung 4-13 unten rechts reichen vom Bauteilrand in horizontaler Richtung weniger als 4,5 Zentimeter herein und sind deshalb ebenfalls in ausreichendem Abstand zur Bewehrung.

Die Chloridkonzentrationen an den Korrosionselektroden sind in Abbildung 4-11 dargestellt. Der kritische korrosionsauslösende Chloridgehalt wurde im Umfeld der Elektroden erreicht.

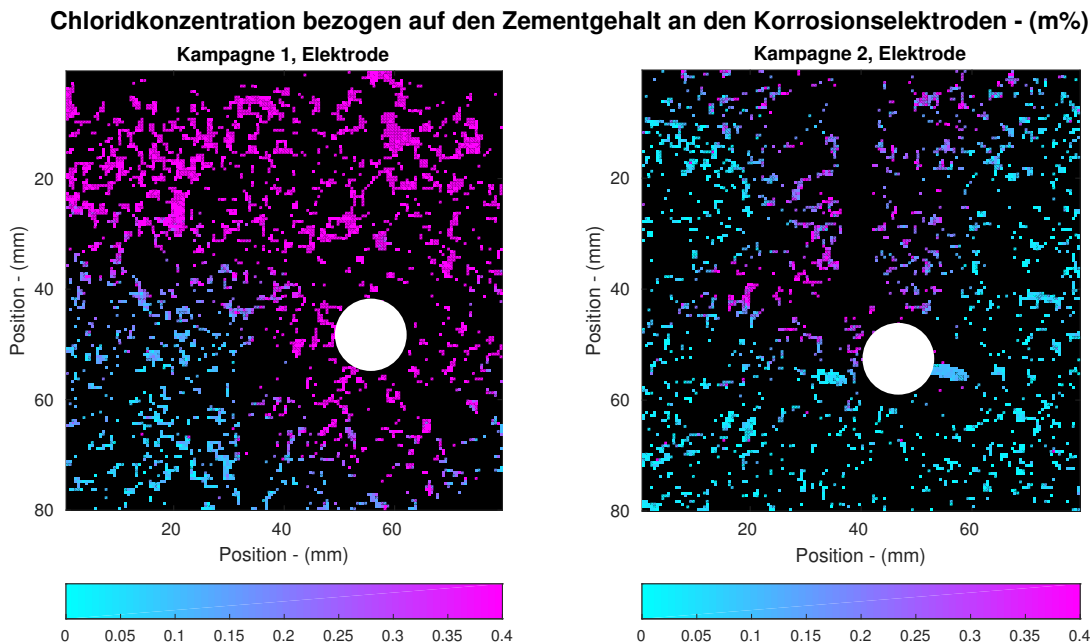


Abbildung 4-11: Chloridkonzentrationen in Masseprozent bezogen auf den Zementgehalt an der Stelle der Korrosionselektroden (die Korrosionselektroden sind weiß markiert) für Kampagne eins (links) und Kampagne zwei (rechts); Die Gesteinskörnung ist nicht dargestellt (schwarze Flächen).

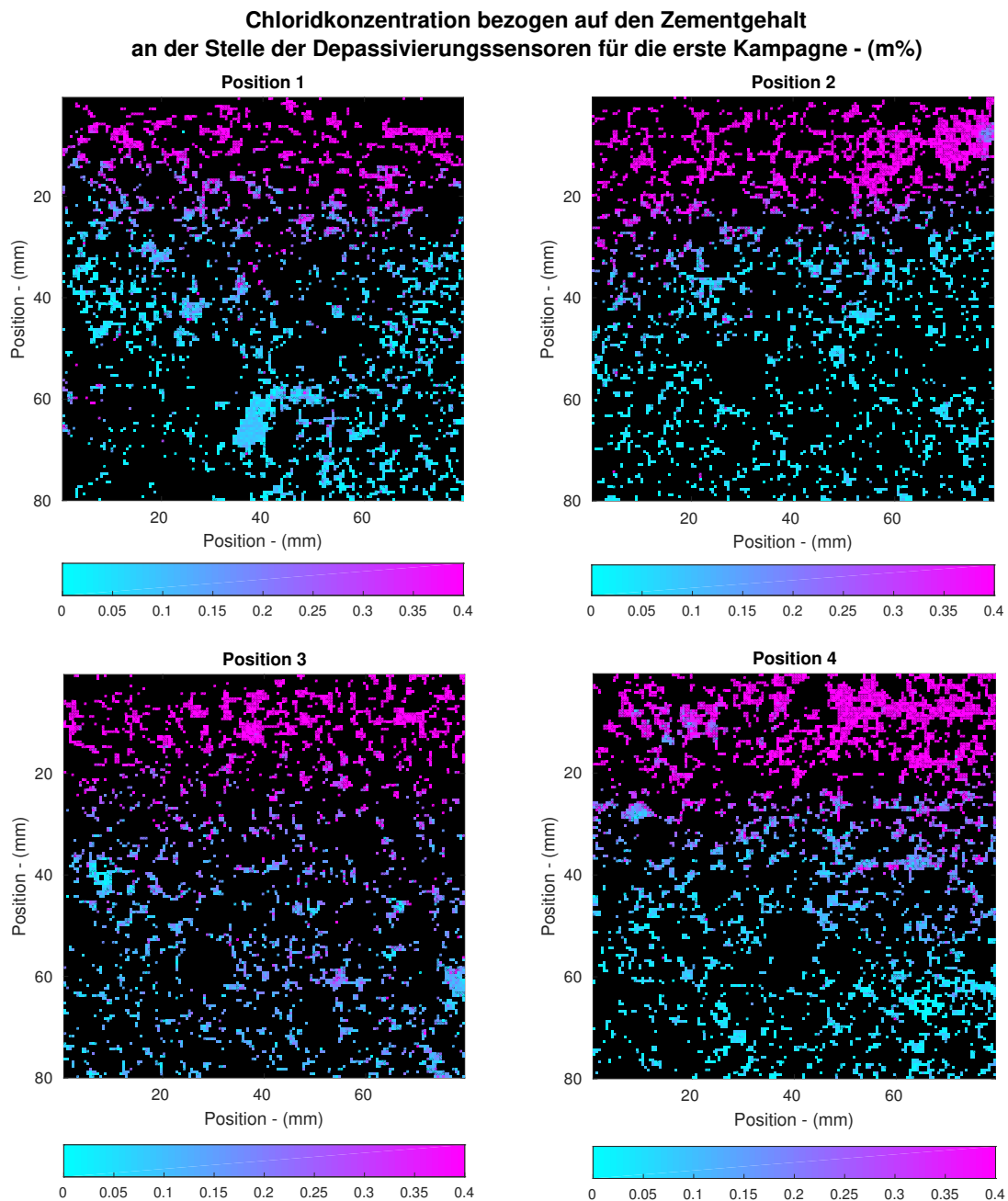


Abbildung 4-12: Chloridkonzentrationen in Masseprozent bezogen auf den Zementgehalt an den Depassivierungssensoren für Kampagne eins; Die Gesteinskörnung ist nicht dargestellt (schwarze Flächen).

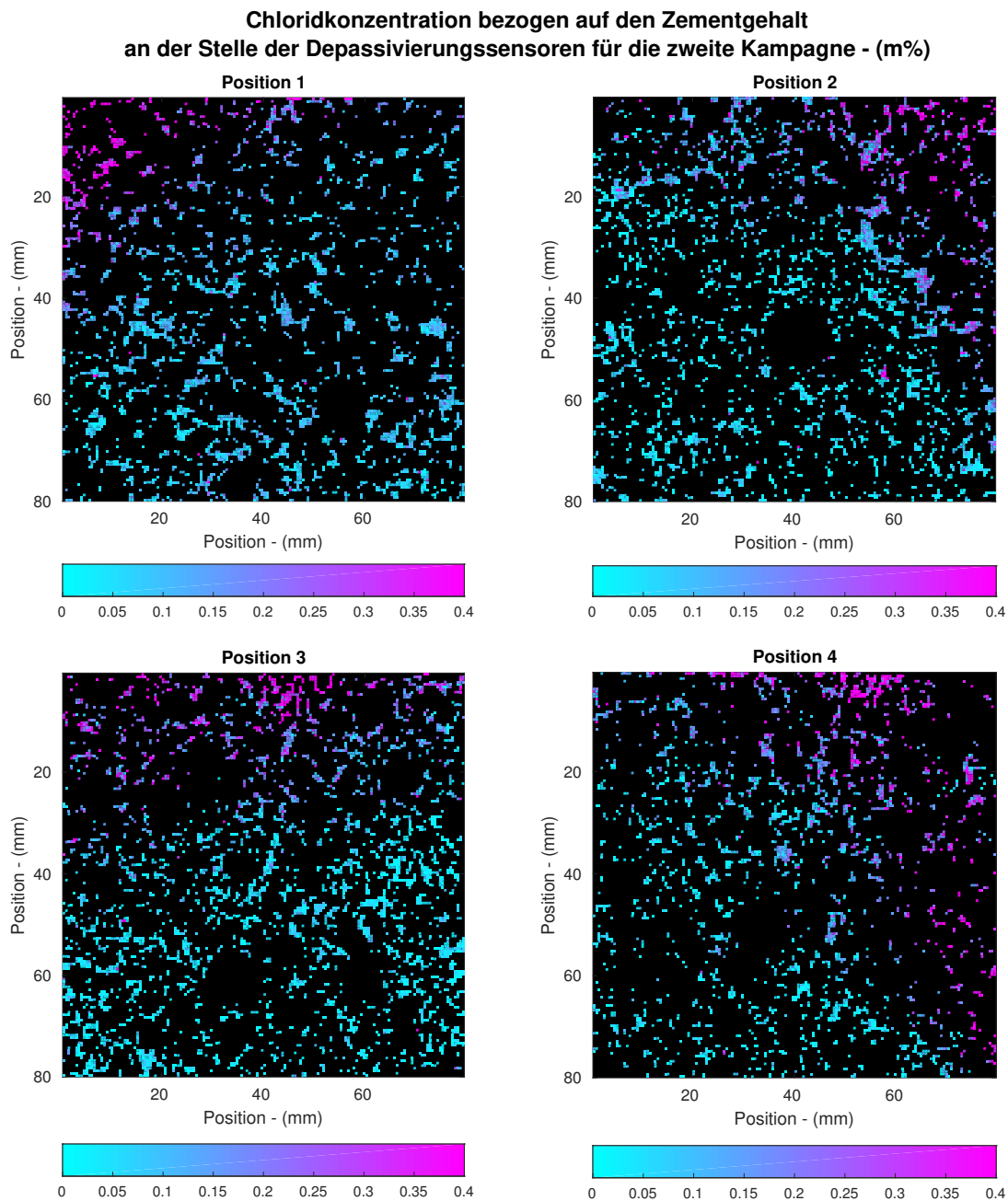


Abbildung 4-13: Chloridkonzentrationen in Masseprozent bezogen auf den Zementgehalt an den Depassivierungssensoren für Kampagne zwei; Die Gesteinskörnung ist nicht dargestellt (schwarze Flächen).



#### 4.2.2 Übersicht der Merkmale für die Korrosionsdetektion

Insgesamt wurden sieben Merkmale verwendet. Sie sind in Tabelle 4-3 aufgelistet. Die Merkmale drei bis sechs stammen aus parametrischen Messverfahren. Ihre Messsignale sind Skalare. Eine Merkmalsextraktion ist nicht erforderlich. Das Messprinzip und die Nutzung der Verfahren zur Korrosionsdetektion wurden ausführlich in den Abschnitten 2.2.3 bis 2.2.5 beschrieben. Merkmal drei, vier, fünf und sechs sind in Abbildung 4-14, Abbildung 4-15, Abbildung 4-16 und Abbildung 4-17 für die verschiedenen Messdaten der ersten und zweiten Messkampagne dargestellt<sup>25</sup> (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2). In Abbildung 4-14 sind die schwankenden Bewehrungspotentiale im Verlauf des Experiments klar erkennbar. Abbildung 4-15 enthält die gleichen Potentialverläufe, jedoch bereinigt mit dem mittleren Potential der jeweiligen Messung. Darin sind die Korrosionsstellen anhand niedriger Werte erkennbar, allerdings begleitet von vielen Falschanzeigen. Die Widerstandswerte in Abbildung 4-16 stammen aus der Wenner-Widerstandsmessung und wurden entsprechend der Gleichungen ( 2-21 ) und ( 2-22 ) von Kiloohm-Zentimeter in Kiloohm umgerechnet. Die verschiedenen Feuchtezustände des Probekörpers sind in Abbildung 4-17 klar erkennbar.

	ZfP-Verfahren	Messparameter
Merkmal 1	Radar	Energie der dominanten Frequenz der Oberflächenwelle
Merkmal 2	Radar	dominante Frequenz der Oberflächenwelle
Merkmal 3	Potentialfeldmessung	Bewehrungspotential
Merkmal 4	Potentialfeldmessung	relatives Bewehrungspotential (auf Mittelwert normiert)
Merkmal 5	Wenner-Sonde	Betonwiderstand
Merkmal 6	Mikrowellensensor	relative Luftfeuchte im Beton
Merkmal 7	Radar	tiefenkorrigierte Bewehrungsamplitude

Tabelle 4-3: Liste der Merkmale für den Korrosionsdatensatz

<sup>25</sup> Bei der Darstellung der korrosionsdetektierenden Merkmale 3, 4 und 7 sind die Korrosionsstellen in den Abbildungen rot markiert. Für die Darstellung der Merkmale 1, 2, 5 und 6 werden die Korrosionsstellen nicht markiert da diese Merkmale für eine direkte Korrosionsdetektion ungeeignet sind.

**Bewehrungspotential VS.  $\text{CuSO}_4$  Referenzelektrode - (mV)**

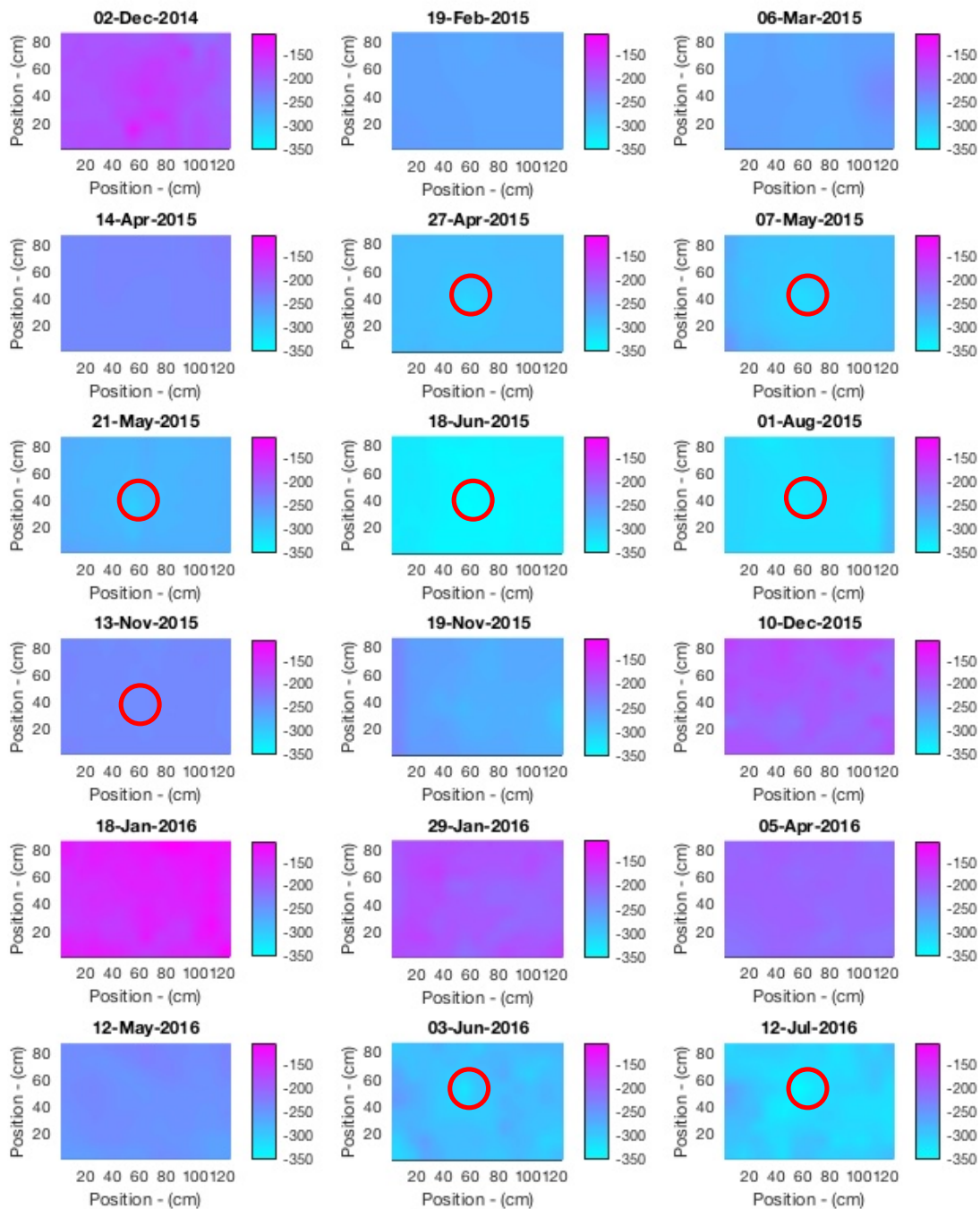


Abbildung 4-14: Merkmal 3 – Bilinear interpoliertes Bewehrungspotential, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) gegen eine Kupfer-Sulfat-Referenzelektrode mit rot markierten Korrosionsstellen.

**Relatives Bewehrungspotential VS.  $\text{CuSo}_4$  Referenzelektrode - (mV)**

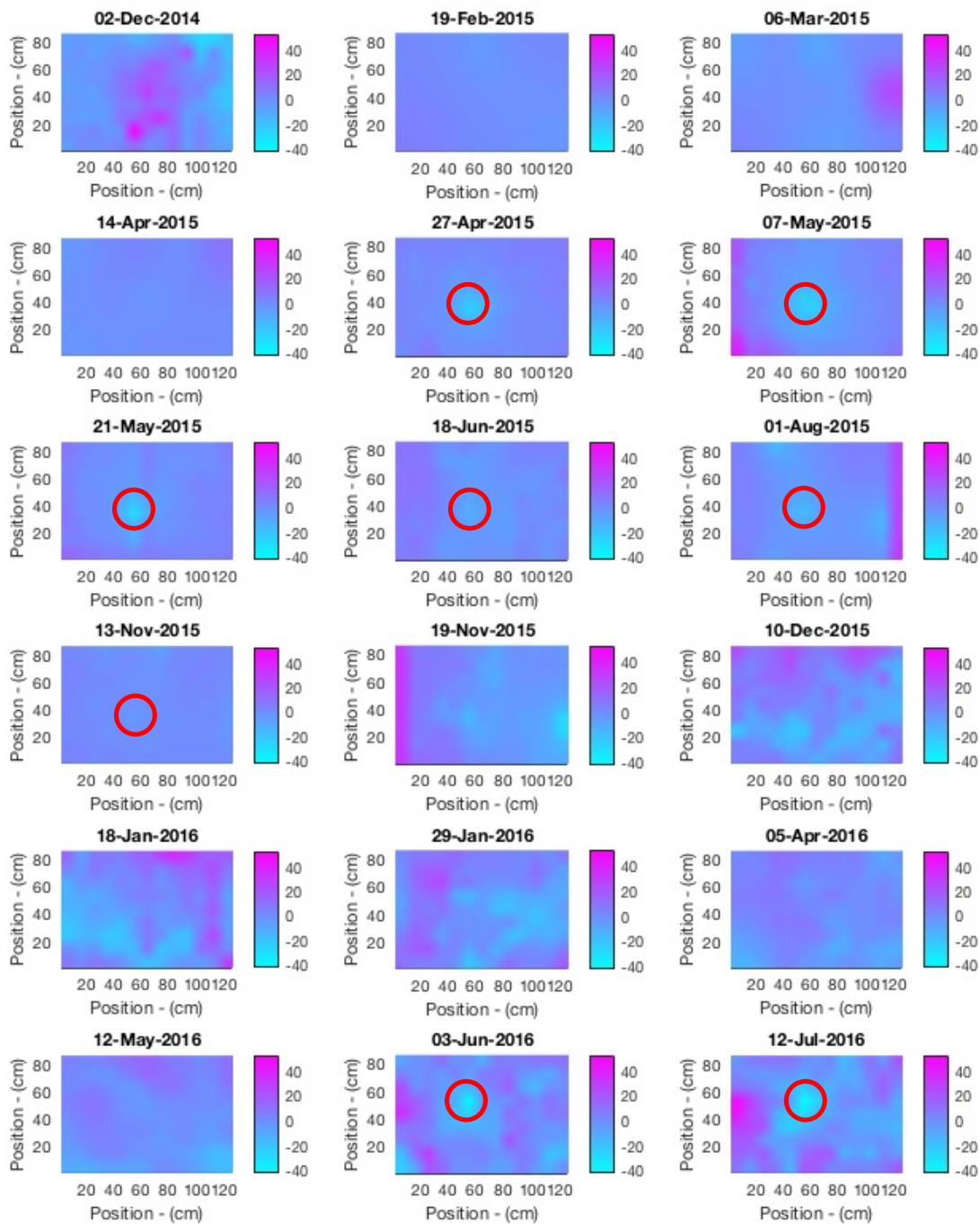


Abbildung 4-15: Merkmal 4 – Bilinear interpolierte relative Potentialänderung der Bewehrung, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) gegen eine Kupfer-Sulfat-Referenzelektrode mit rot markierten Korrosionsstellen.

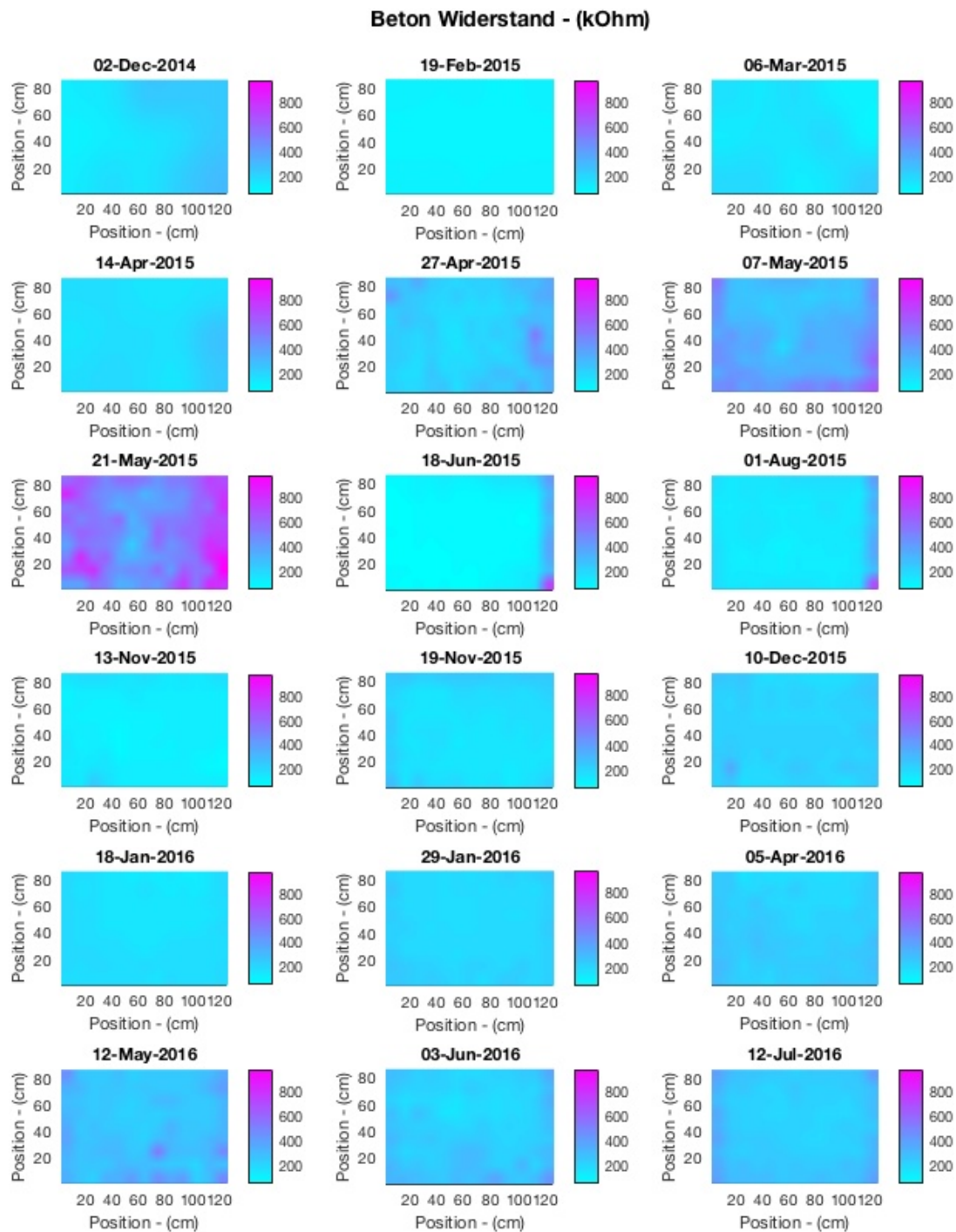


Abbildung 4-16: Merkmal 5 – Bilinear interpolierter elektrischer Betonwiderstand, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit der Wenner-Sonde.

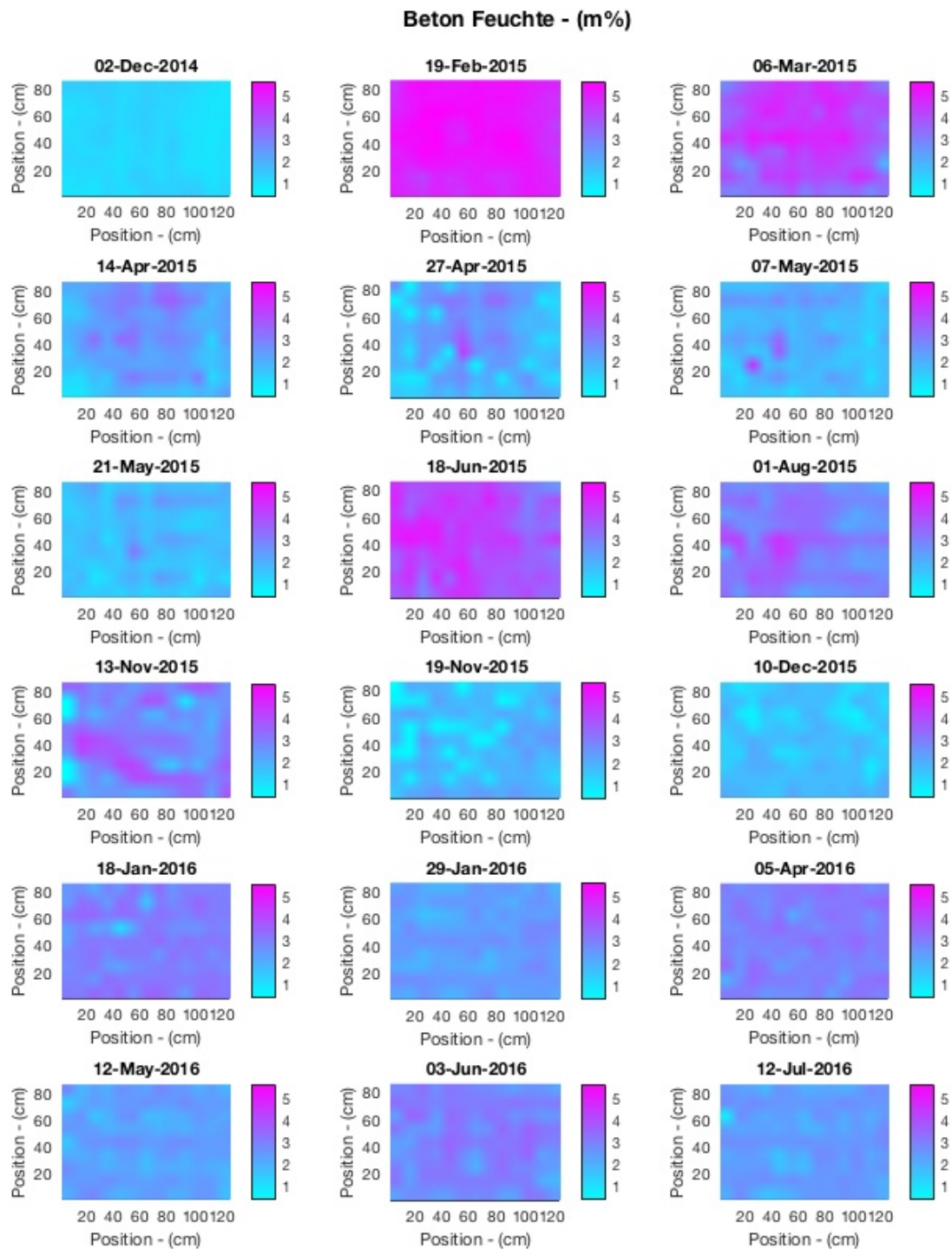


Abbildung 4-17: Merkmal 6 – Bilinear interpolierte relative Betonfeuchte, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit einem Mikrowellenprüfkopf.

#### **4.2.3 Merkmalsextraktion aus der Oberflächenwelle des Radarsignals**

Radarmessungen im Beton enthalten (scheinbar im Nahfeld) einen sogenannten direkten Wellenanteil, auch Oberflächenwelle (OW) genannt. Diese entsteht nicht durch die Reflexion des sich sphärisch im Beton ausbreitenden Wellenfelds, sondern aus dem direkten Überspringen des Sendeimpulses auf den Empfänger-Dipol der Antenne. Die OW wird maßgeblich durch veränderte dielektrische Eigenschaften des Betons beeinflusst und wird daher zur Feuchtigkeitsbestimmung von Beton verwendet (Laurens, et al., 2005). Tatsächlich konnten die beobachteten Effekte in numerischen Simulationen bestätigt werden. Klysz et al. (Klysz, et al., 2005) stellen fest, dass sich die OW zu einem Teil durch die Luft und zu einem weiteren Teil durch den Beton ausbreitet. Die beiden Anteile überlagern sich und erzeugen eine typische Wellenform. Ein feuchter Beton führt zur Abnahme der Geschwindigkeit des Wellenanteils aus dem Beton. Infolgedessen sinkt die dominante Frequenz der OW. Eine veränderte Leitfähigkeit des Betons dämpft den Wellenanteil aus dem Beton. Die Energie der OW nimmt ab.

Einen anderen Erklärungsansatz liefert Chen. Er stellt fest, dass nahe der Oberfläche eine Luft-Welle und eine laterale Welle entstehen (Chen, 2012). Die laterale Welle wird wegen der Erfüllung der Ausbreitungsrandbedingungen zwischen zwei Wellen in Medien mit unterschiedlichen dielektrischen Eigenschaften gedämpft. Demnach breitet sich die laterale Welle im weniger dichten Medium (Luft) entlang der Oberfläche aus. Die Dämpfung ist wegen des Energieausgleiches mit der Welle im dichteren Medium (Beton) größer als bei regulären Wellen in der Luft. Dieser Effekt ist umso stärker, je größer die Dämpfung im dichteren Medium ist.

Beide Simulationen zeigen, dass die Form der OW das Ergebnis überlagerter Wellen in einem komplexen Wellenfeld ist, welches durch die dielektrischen Eigenschaften des angrenzenden Betons beeinflusst wird. Allerdings beeinflussen kleinste Unterschiede in der Antennengeometrie die Überlagerung der verschiedenen Wellenanteile. Zur Untersuchung dieser Unterschiede wurden Messungen mit zwei baugleichen zwei-Gigahertz-Palm-Antennen der Firma GSSI durchgeführt. Dazu wurden Messungen auf den Seitenwänden von drei Plastikboxen - gefüllt mit Luft, Leitungswasser und gesättigter Salzlösung - durchgeführt. Die Boxen sollen sehr trockenem Beton (mit geringer Leitfähigkeit und geringer Dielektrizität), sehr nassen Beton (mit geringer Leitfähigkeit

und hoher Dielektrizität) und sehr nassen, chloridbelasteten Beton (mit hoher Leitfähigkeit und hoher Dielektrizität) vereinfacht simulieren. Der Versuchsaufbau ist in Abbildung 4-18 dargestellt. Die Messergebnisse sind in Abbildung 4-19 dargestellt. Diese zeigt die Spline-interpolierten Oberflächenwellen (links) und die zugehörigen Frequenzspektren (rechts)<sup>26</sup>. Während die Zeitsignale der beiden Antennen im ersten Szenario gute Übereinstimmung zeigen, ist die Übereinstimmung im zweiten und dritten Szenario gering. Die Frequenzspektren der Signale aus den unterschiedlichen Antennen zeigen hingegen gute Übereinstimmungen. Dabei ist eine signifikante Veränderung der Energie und Mittenfrequenz der Oberflächenwelle in den unterschiedlichen Szenarien erkennbar. Das Leitungswasser dämpft Magnitude und Ausbreitungsgeschwindigkeit der Oberflächenwelle. Energie (als Fläche unter der Kurve) und Mittenfrequenz (als Zentrum der Kurve) sind im Leistungsspektrum des mittleren Szenarios in Abbildung 4-19 geringer gegenüber dem oberen Szenario. Das zusätzliche Salz im untersten Szenario führt zu einer leichten Erhöhung der Energie bei unverändert niedriger Frequenz. Es wird angenommen, dass aus der Korrelation von Energie der OW und Frequenz der OW auf unterschiedliche Dielektrizität (verursacht durch Feuchtigkeit) und Konduktivität (verursacht durch Chloride) im Material geschlossen werden kann.



Abbildung 4-18: Versuchsaufbau zur Simulation von drei Grenzfällen: Box mit Luft (links), Box mit Leitungswasser (Mitte), Box mit Salzlösung (rechts).

<sup>26</sup> Bei der FFT wird der Gleichanteil aus einem von Null verschiedenen Mittelwert des Signals im Zeitbereich ignoriert, da der Mittelwert vom betrachteten Signalausschnitt abhängt.

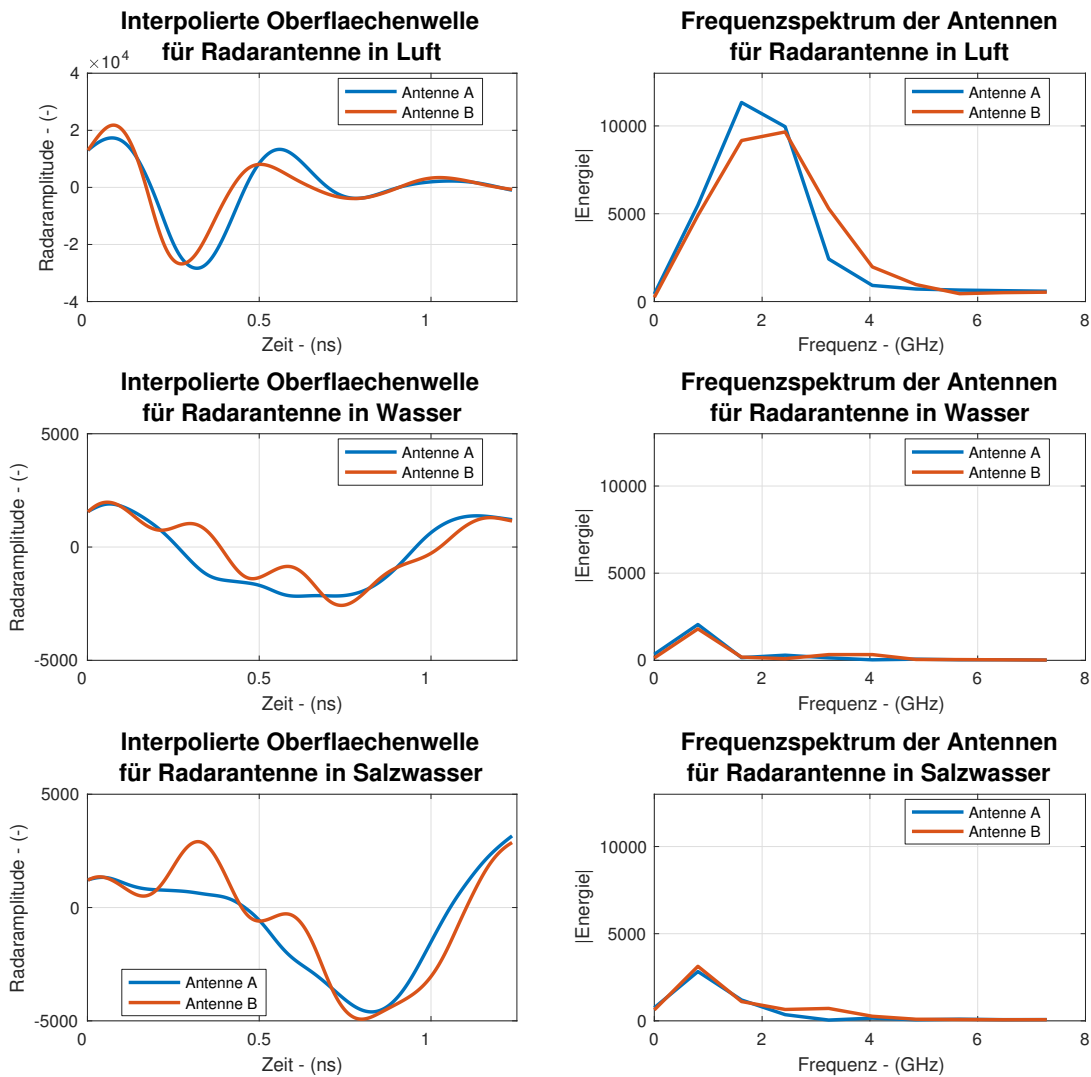


Abbildung 4-19: Interpolierte Oberflächenwellen (links) mit zugehörigem Frequenzspektrum (rechts) für drei Grenzfälle: Messung auf Luft (oben), Messung auf Leitungswasser (Mitte), Messung auf gesättigter Salzlösung (unten).

Die Bestimmung der OW-Energie und OW-Frequenz erfolgte auf Basis der ungefilterten Rohsignale ohne tiefenabhängige Verstärkung. Um eine bessere Frequenzauflösung zu ermöglichen, wurde die Auflösung im Zeitbereich mit einer Spline-Interpolation um den Faktor zehn erhöht. Die Berechnung des Leistungsspektrums erfolgt mit der diskreten Fourier-Transformation (Swanson, 2000). Die Energie der OW (Merkmal 1, Vergleich Tabelle 4-3) wurde als Flächenintegral über die Frequenzen von null bis vier Gigahertz bestimmt:

$$E = \int_{0 \text{ GHz}}^{4 \text{ GHz}} E(\bar{f}), d\bar{f}$$

( 4-1 )



mit

$E$  Energie im Frequenzspektrum

$\bar{f}$  diskrete Frequenz

Die Mittenfrequenz der OW (Merkmal 2, Vergleich Tabelle 4-3) wurde nach der Massenmittelpunktgleichung aus dem diskreten Leistungsspektrum nach der folgenden Gleichung ermittelt:

$$\bar{f}_M = \frac{1}{n_{(f)}} \int_{0 \text{ GHz}}^{4 \text{ GHz}} \bar{f} E(\bar{f}), d\bar{f} \quad (4-2)$$

mit

$\bar{f}_M$  diskrete Mittenfrequenz

$n_{(f)}$  Anzahl der Frequenzen

Das Merkmal 1 (Energie der Radar-Oberflächenwelle) ist in Abbildung 4-20 und Merkmal 2 (Frequenz der Radar-Oberflächenwelle) ist in Abbildung 4-21 für jeweils 18 Messungen der ersten und zweiten Kampagne dargestellt. Die qualitative Veränderung der Bauteilfeuchte gemäß Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2 ist an ihnen ablesbar. Allerdings sind auch Ankopplungseffekte erkennbar. Bei der Messung vom 29. Januar 2016 war der Abstand der Antenne zur Bauteiloberfläche höher als bei den restlichen Messungen. Die Merkmalswerte scheinen auffällig gering.

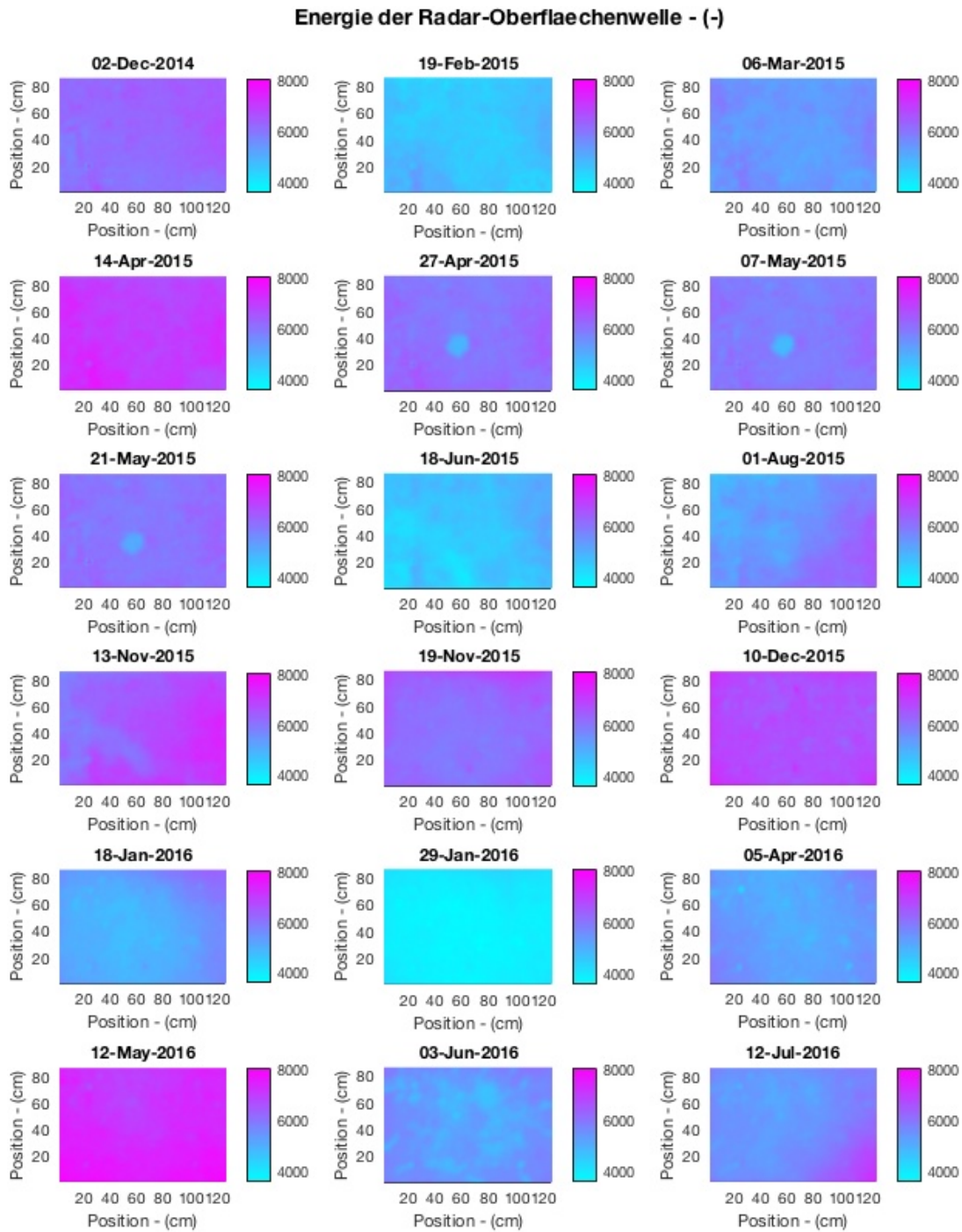


Abbildung 4-20: Merkmal 1 – Energie der Radar-Oberflächenwelle, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2).

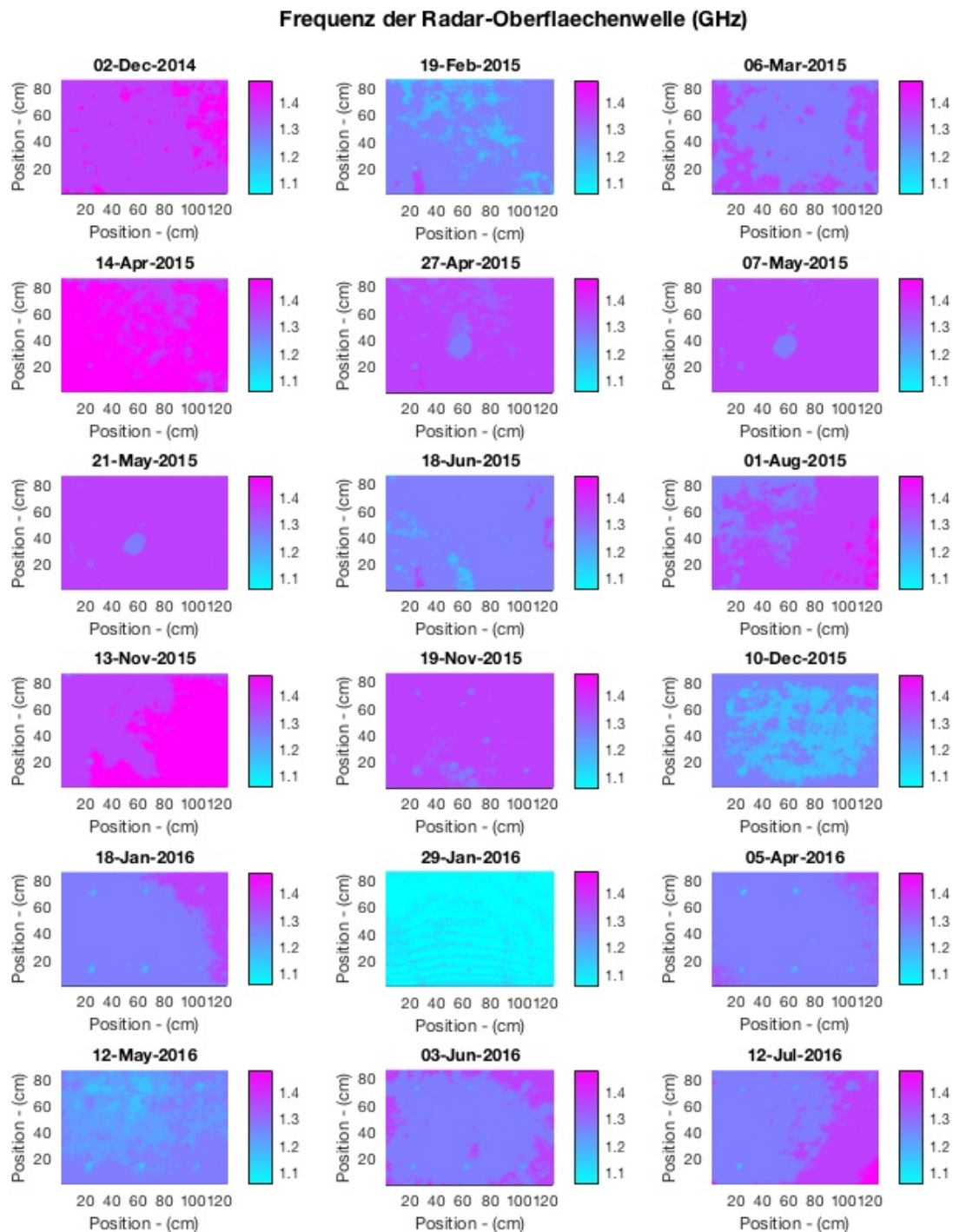


Abbildung 4-21: Merkmal 2 – Frequenz der Radar-Oberflächenwelle, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2).

#### 4.2.4 Merkmalsextraktion aus der Bewehrungsamplitude des Radarsignals

Wie in Abschnitt 2.2.2 erwähnt, ist Radar ein beliebtes Verfahren zur Korrosionsdetektion anhand geschwächter Bewehrungsamplituden. Das gefilterte, migrierte Signal nach einer Hilbert Transformation ohne tiefenabhängige Verstärkung bildet die Grundlage für die Merkmalsbestimmung.

Ein Problem beim Vergleich der Bewehrungsamplituden ist, dass die Amplitudenunterschiede in verschiedenen Tiefenlagen weitaus größer sind als die Schwankungen durch verwitterte Bereiche. Eine Tiefenkorrektur der Amplituden kann zum Beispiel mit der sogenannten „Distance Amplitude Correction“ (DAC) durchgeführt werden (Krautkrämer & Krautkrämer, 1990). Dabei wird eine e-Funktion zur tiefenabhängigen Verstärkung verwendet:

$$A_{t,verst.} = A_{0,t}e^{\beta t} \quad (4-3)$$

mit

$A_{t,verst.}$	tiefenabhängig verstärkte Signalamplitude zum Zeitpunkt $t$
$A_{0,t}$	Amplitude des Ausgangssignals zum Zeitpunkt $t$
$\beta$	materialabhängiger Verstärkungsfaktor
$t$	Zeitpunkt $t$

Für Stahlbeton ist der materialabhängige Verstärkungsfaktor  $\beta$  in der Regel unbekannt. Um einen idealen Parameter zu ermitteln, kann ein numerischer Trick angewendet werden. Dazu wird die Varianz aller Einträge der nach Gleichung ( 4-3 ) tiefenabhängig verstärkten und anschließend normalisierten, dreidimensionalen Messmatrix mit dem Verstärkungsfaktor  $\beta$  als Argument minimiert (siehe Gleichung ( 4-4 )). Das bedeutet, dass die gesamte Messmatrix nach Gleichung ( 4-3 ) mit einem beliebigen Faktor  $\beta$  tiefenverstärkt wird. Danach wird sie normalisiert, so dass ihr Mittelwert eins beträgt<sup>27</sup> (Vergleich Abschnitt 2.3.1). Anschließend wird die Varianz der verstärkten und normalisierten Messmatrix bestimmt. Der Prozess wird wiederholt, bis ein Verstärkungsfaktor  $\beta$  bestimmt werden kann, für den die Varianz minimal ist. Diese Optimierung basiert auf der vereinfachenden Annahme, dass sich die Varianz aus den Schwankungen unterschiedlicher Reflektoren im Bauteil und tiefenabhängigen

<sup>27</sup> Die Normalisierung ist notwendig, um Vergleichbarkeit zu schaffen, weil die Varianz vom Mittelwert abhängt.

Amplitudendämpfungen zusammensetzt. Die Varianz aus den unterschiedlichen Tiefen kann dann durch Gleichung ( 4-3 ) mit dem richtigen Verstärkungsfaktor  $\beta$  eliminiert werden.

$$\underset{\beta \in R}{\operatorname{argmin}} (\operatorname{var}(A_{\operatorname{verst.}} * (\operatorname{mean}(A_{\operatorname{verst.}}))^{-1}))$$

( 4-4 )

mit

$\operatorname{argmin}$	Extremwertfunktion
$\operatorname{var}$	skalare Varianz aller Matrixeinträge
$A_{\operatorname{verst.}}$	Matrix mit tiefenverstärkten Amplituden
$\operatorname{mean}$	skalärer Mittelwert aller Matrixeinträge

Das Merkmal 7 – die tiefenkorrigierte Bewehrungsamplitude aus dem Radarsignal – ist in Abbildung 4-22 dargestellt. Die Stellen, an denen keine Bewehrung vorhanden ist, wurden anhand eines 98,5% Quantils der Reflexionsamplituden festgestellt und aus dem Merkmal entfernt. Diesem Schritt liegt die Annahme zugrunde, dass die Bewehrung in Form betragsmäßig großer Amplituden im Radarsignal enthalten ist. Abschließend werden die Bewehrungsamplituden je Messung Median-normalisiert (Vergleich Abschnitt 2.3.1).

Tiefenkorrigierte Radaramplitude - (-)

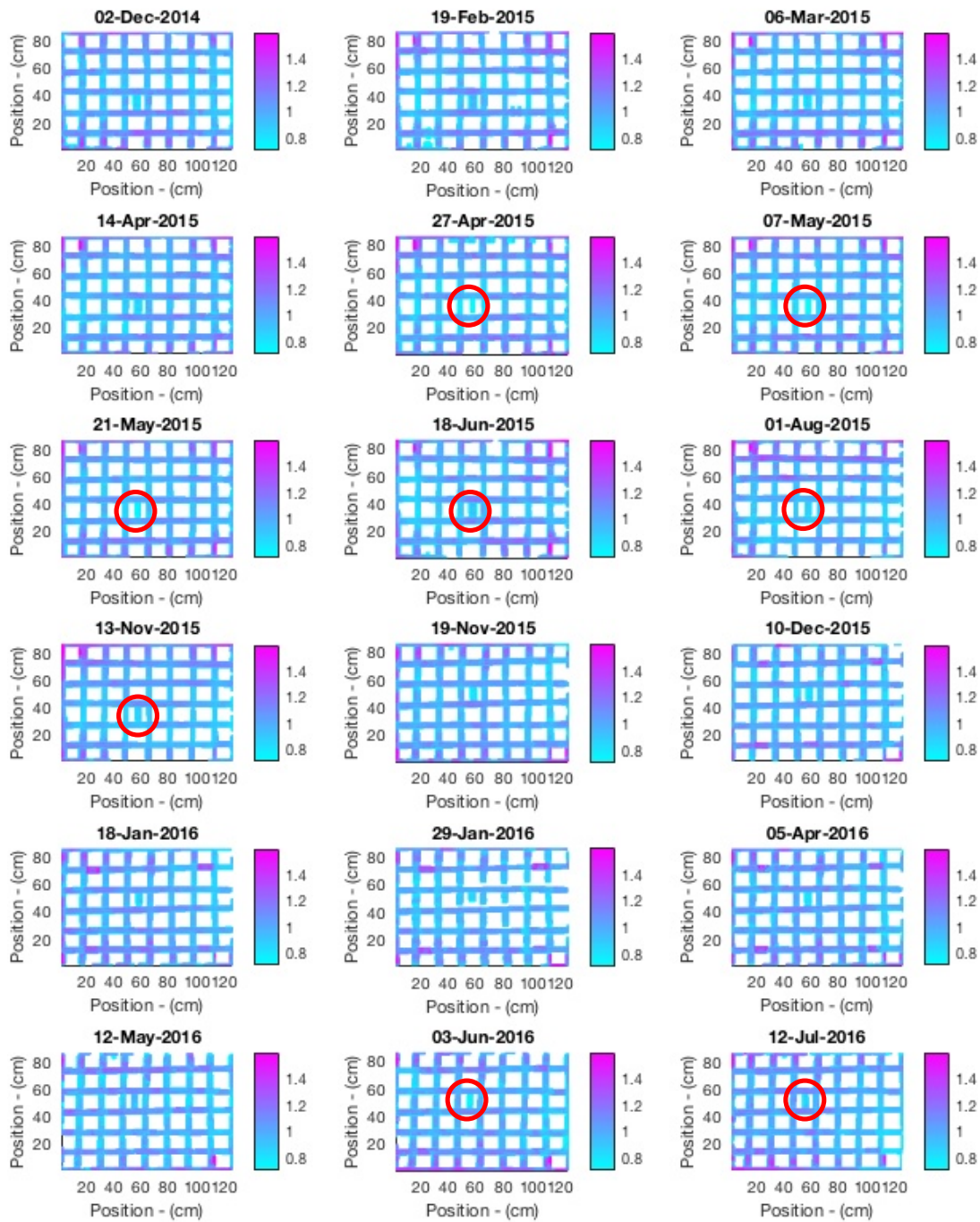


Abbildung 4-22: Merkmal 7 – tiefenkorrigierte Bewehrungsamplitude aus dem Radarsignal, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot markierten Korrosionsstellen.

#### 4.2.5 Merkmalsskalierung

Im Anschluss an die Merkmalsextraktion wird die Skalierung der Standardabweichung der Merkmale durchgeführt (Vergleich Gleichung ( 2-26 ) Abschnitt 2.3.1). Die Ermittlung des Subtrahenden und des Skalierungsfaktors erfolgt auf der Basis des gesamten Messdatensatzes. Die Skalierung neuer, unbekannter Daten erfolgt mit den in Tabelle 4-4 zusammengefassten Skalierungsparametern nach der folgenden Gleichung:

$$f'_{neu} = (f_{neu} - S) * F \tag{ 4-5 }$$

mit

- $f'_{neu}$  neues skaliertes Merkmal
- $f_{neu}$  neues Merkmal
- $S$  Subtrahend aus Tabelle 4-4
- $F$  Skalierungsfaktor aus Tabelle 4-4

	Merkmal 1	Merkmal 2	Merkmal 3	Merkmal 4	Merkmal 5	Merkmal 6	Merkmal 7
<b>Subtrahend</b> $S = median(f)$	5875	1,372	-263,790	-0,137	192,260	2,450	0,9910
<b>Skalierungs- faktor</b> $F = \frac{1}{std(f - S)}$	0,0011	0,855	0,0196	0,1306	0,0085	0,9720	6,9307

Tabelle 4-4: Subtrahenden und Skalierungsfaktoren  $(std(f - median(f)))^{-1}$  für die Skalierung der Merkmale.

#### 4.2.6 Ergebnisse aus der logistischen Regression

Das Modell wurde gemäß Abschnitt 2.3.3.3 aus dem oben beschriebenen Merkmalsatz (Vergleich Tabelle 4-3) erzeugt. Die Label werden so vergeben, dass intakte Stellen den Wert Null (0) und die Korrosionsstellen den Wert eins (1) erhalten. Die Messpunkte in unmittelbarer Umgebung der Fehlstelle wurden bei der Modellerstellung und Evaluierung ignoriert. Das Klassifizierungsergebnis aus der logistischen Regression ist in Abbildung 4-23 dargestellt. Darin sind die Korrosionsstellen, mit Ausnahme vom 13. November 2015 eindeutig erkennbar. Es gibt eine geringe Anzahl von Falschanzeigen, die sich auf den Merkmalsatz vom 19. November 2015 beschränken.

Die Regressionskoeffizienten  $\theta$  sind für das Modell in Tabelle 4-5 aufgelistet. Die Analyse der Signifikanz einzelner Merkmale erfolgt in Regressionsmodellen üblicherweise mit dem t-Test (Gosse, 1908). Dieser statistische Hypothesentest überprüft (unter der

Annahme t-verteilter Daten) die Wahrscheinlichkeit für die Nullhypothese. Nach ihr ist der wahre Wert des Koeffizienten eines Merkmals null. Ist die Wahrscheinlichkeit für die Nullhypothese hoch, ist das entsprechende Merkmal nicht signifikant gegenüber der alternativen Hypothese, dass der Koeffizient von Null verschieden ist. Die Wahrscheinlichkeit der Nullhypothese wird durch den p-Wert ausgedrückt. Je geringer der p-Wert ist, desto signifikanter ist der Parameter für die Klassifizierung im betrachteten Modell. Die Parameter des t-Tests und die p-Werte sind in Tabelle 4-5 aufgelistet.

Merkmal	Regressionskoeffizient ( $\theta$ )	Standardfehler	t-Wert	p-Wert
Theta 0	-11,227	0,144	77,99	0
Merkmal 1	0,13365	0,096	1,392	0,16
Merkmal 2	0,16948	0,101	1,67	0,09
Merkmal 3	-1,2299	0,052	23,62	0
Merkmal 4	-2,855	0,051	55,61	0
Merkmal 5	-0,7765	0,083	9,32	0
Merkmal 6	1,5218	0,083	21,46	0
Merkmal 7	-1,6927	0,071	40,435	0

Tabelle 4-5: Modellparameter aus der logistischen Regression und Parameter der t-Statistik (452310 Freiheitsgrade).

Bis auf die Merkmale eins (Energie der Radar-OW) und zwei (Frequenz der Radar-OW) haben alle Merkmale in Tabelle 4-5 eine hohe Signifikanz (mit  $p < 5\%$ ). Die Aussagefähigkeit des p-Werts ist jedoch differenziert zu betrachten, da authentische Messdaten die zugrundeliegenden Annahmen des t-Tests zum Teil schwer verletzen, zum Beispiel durch unsymmetrische Häufigkeitsverteilungen der Merkmale oder Ausreißerwerte.



**Fusionsergebnis aus logistischer Regression mit allen Merkmalen**

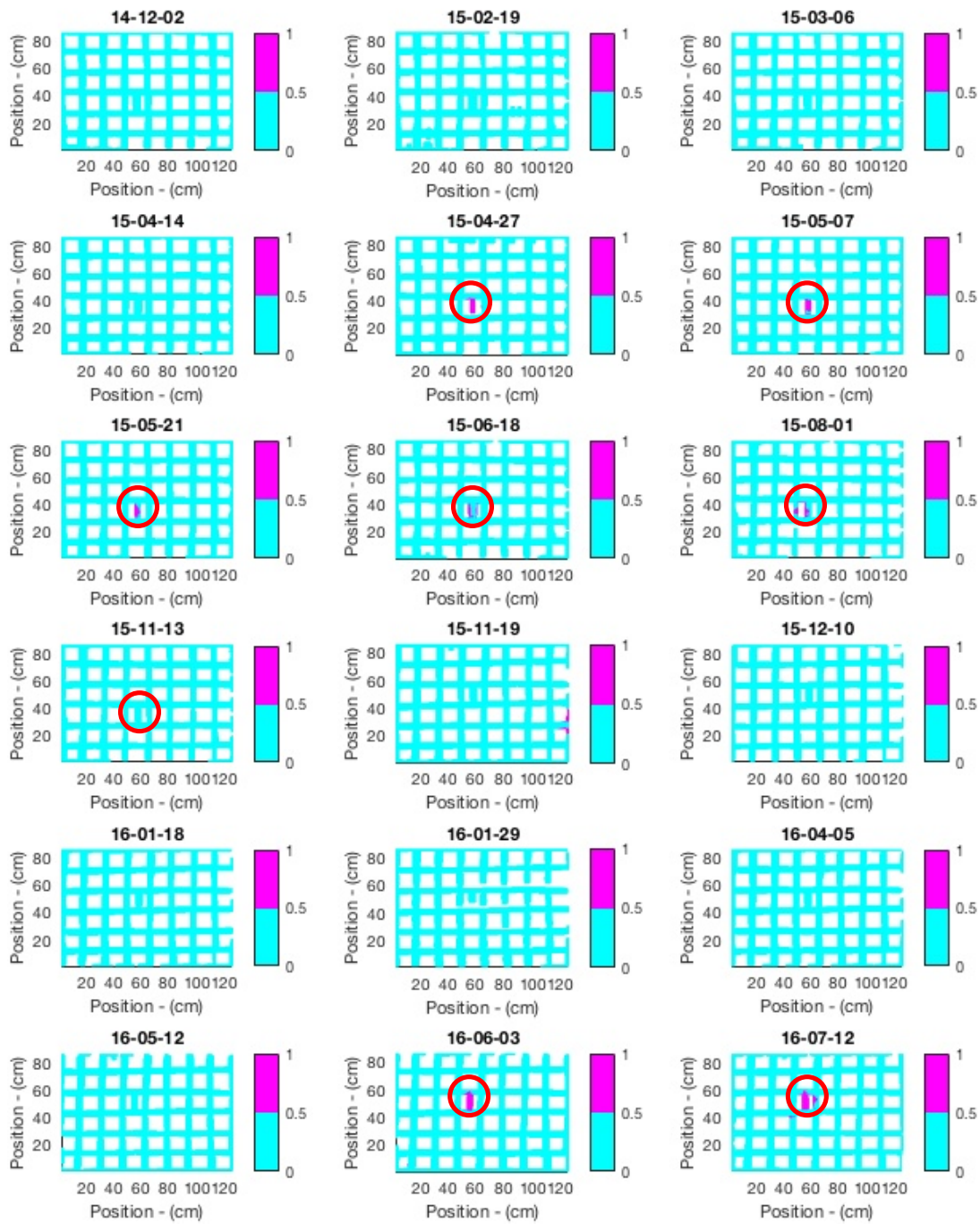


Abbildung 4-23: Fusionsergebnis aus logistischer Regression mit allen Merkmalen von 18 verschiedenen Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot markierten Korrosionsstellen.

#### 4.2.7 Evaluation der Fusionsergebnisse

Die Evaluierung der Fusionsergebnisse aus dem Korrosionsexperiment erfolgt auf Basis der TPR- und Richtig-Negativ-Rate (TNR) in einer Kreuzvalidierung, bei der einzelne Merkmale weggelassen werden („Leave One Feature Out Cross Validation“ - LOFO-Kreuzvalidierung) (Liu, et al., 2013). Dadurch wird der Einfluss einzelner Merkmale auf das Fusionsergebnis erkennbar, ohne Annahmen im Rahmen eines statistischen Modells treffen zu müssen.

Die TPR- und TNR-Werte werden mit einer  $k$ -Fold Kreuzvalidierung (Hastie, et al., 2001) ermittelt. Diese Technik ermöglicht die Einschätzung hinsichtlich sogenanntem „overfitting“ – ein Problem bei dem das Modell für den konkreten Datensatz gut, für neue, fremde Datensätze jedoch wesentlich schlechter funktioniert (Hastie, et al., 2001). Dazu wird der Datensatz in eine Anzahl von  $k$  verschiedenen, gleichgroßen Gruppen geteilt. Jede Gruppe enthält Elemente von jeder Klasse (defekt/intakt). Typischerweise beträgt  $k$  fünf bis zehn (Hastie, et al., 2001). In der Trainingsphase wird das Modell mit den Daten aus  $k - 1$  Gruppen trainiert, d.h. die Modellparameter werden erlernt. Am übrigen  $k$ -ten Datensatz wird das Modell in der Testphase validiert. Das heißt, dass TPR und TNR an einem für das trainierte Modell unbekanntem Datensatz ermittelt werden. Dieser Vorgang wird für  $k$  Testgruppen wiederholt. Die TPR und TNR eines Modells werden aus dem Mittelwert der  $k$  Tests errechnet. Als Verlässlichkeitsmaß kann zusätzlich die Standardabweichung für TPR und TNR aus  $k$  Testreihen bestimmt werden. Der Vorteil gegenüber einer fixen Datenunterteilung in Trainings- und Testdaten besteht darin, dass eine umfassendere Analyse der Generalisierbarkeit möglich ist, weil mehr Datenkonstellationen durchprobiert werden.

Für eine robuste  $k$ -Fold Kreuzvalidierung ist es wichtig, dass die Gruppierung nicht zufällig, sondern nach Szenarien getrennt erfolgt. Daten von Messungen, die in der Testgruppe enthalten sind, sollten nach Möglichkeit nicht in der Trainingsgruppe enthalten sein, weil das Szenario sonst für den Algorithmus nicht neu, beziehungsweise unbekannt ist (Silva & Zhao, 2016).

Für den Korrosionsdatensatz wurden acht Gruppen festgelegt, da der Korrosionsdatensatz acht Merkmalssätze mit einem Korrosionsdefekt enthält. Da zehn Merkmalssätze vom intakten Probekörper existieren, bestehen die Gruppen jeweils aus einem Korrosionsmerkmalssatz, einem Merkmalssatz vom intakten Probekörper und einem weiteren ein Viertel Merkmalssatz vom intakten Probekörper. Wegen der Vierteilung

zweier Merkmalssätze ist der Testdatensatz zwar nicht gänzlich unbekannt, enthält jedoch stets einen unbekanntem Korrosions-merkmalssatz.

Gruppe	Datum der Messung auf defekten Probekörper (Nr.)	Datum der Messung auf intakten Probekörper (Nr.)	Datum des Viertel Datensatzes (Nr.)
1	27.04.15 (6)	12.05.16 (16)	02.12.14 (1)
2	07.05.15 (6)	05.04.16 (15)	02.12.14 (1)
3	21.05.15 (7)	29.01.16 (14)	02.12.14 (1)
4	18.06.15 (8)	18.01.16 (13)	02.12.14 (1)
5	01.08.15 (9)	10.12.16 (12)	19.02.15 (2)
6	13.11.15 (10)	19.11.16 (11)	19.02.15 (2)
7	03.06.16 (17)	14.04.15 (4)	19.02.15 (2)
8	12.07.16 (18)	06.03.15 (3)	19.02.15 (2)

Tabelle 4-6: Einteilung der Merkmalssätze in acht Gruppen für die k-Fold Kreuzvalidierung.

Die Ergebnisse der LOFO-Kreuzvalidierung für die Merkmale sind in Tabelle 4-7 zusammengefasst. Merkmalskonstellationen, die darüber hinaus interessant erscheinen, wurden ebenfalls untersucht (siehe Tabelle 4-8). Die Tabellen setzen sich jeweils aus drei Teilen zusammen: Im linken Teil ist die untersuchte Merkmalskonstellation beschriftet und die Anzahl aller falsch klassifizierten Pixel dargestellt. Im mittleren Teil sind die TPR und die Anzahl der nicht erkannten Defektpixel eingetragen. Im rechten Teil stehen die TNR und die Anzahl der nicht erkannten intakten Pixel. Die Tabelleneinträge sind farblich gekennzeichnet, um die Übersichtlichkeit zu verbessern: Helle Felder entsprechen einem guten Ergebnis im Vergleich zu den Ergebnissen aus anderen Merkmalskonstellationen; dunkle Felder kennzeichnen vergleichsweise schlechte Resultate.

Das beste Klassifizierungsergebnis in der LOFO-Kreuzvalidierung, gemessen an der niedrigsten Gesamtfehleranzahl, erzielt der Merkmalssatz ohne Wenner-Sonde (1099 Fehlerpixel). Das schlechteste Ergebnis erzielt der Merkmalssatz ohne relative Potentiale (5100 Fehlerpixel). Die Ergebnisse stimmen mit dem Merkblatt B3 (DGZfP B03, 2014) gut überein. Darin wird ebenfalls das relative Potential als wichtigstes Maß für Korrosionsdetektion empfohlen. Der Wenner-Widerstandsmessung wird hingegen eine geringe Aussagefähigkeit zugeschrieben. Sie ist lediglich optional anzuwenden. Die Verwendung aller Merkmale führt lediglich zum viertbesten Resultat in Tabelle 4-7 (Gesamtfehleranzahl 1240).

Aus der Untersuchung weiterer Merkmalskonstellationen (siehe Tabelle 4-8) geht hervor, dass ein Merkmalsatz ohne die Merkmale fünf (Wenner Sonde) und sechs (Mikrowellen Feuchtemessung) das beste Gesamtergebnis (Gesamtfehleranzahl 932) und höchste TPR (0.58) liefert. Diese Kombination ist am sensitivsten gegenüber der Korrosion und die einzige, die alle Korrosionsstellen detektiert.

Merkmalskonstellation	Kommentar	Ges. Fehler	TPR	Abs. Fehler	TNR	Abs. Fehler
1-7	Alle Merkmale	1240	0,49	997	1,00	243
2-7	Ohne Radar OW Energie	1191	0,54	901	1,00	290
1,3-7	Ohne Radar OW Frequenz	1226	0,50	985	1,00	241
1,2,4-7	Ohne absolute Potentiale	1472	0,40	1170	1,00	301
1-3,5-7	Ohne relative Potentiale	5100	0,09	1777	0,99	3323
1-4,6-7	Ohne Wenner-Sonde	1099	0,52	941	1,00	158
1-5,7	Ohne Mikrowellen Feuchte	1245	0,54	893	1,00	352
1-6	Ohne Bewehrungsamplitude	1587	0,39	1188	1,00	398

Tabelle 4-7: Kreuzvalidierung des logistischen Regressionsmodells mit Gesamtfehler (links), TPR (Mitte) und TNR (rechts). Je heller das Feld, desto besser ist der Wert im Verhältnis zu den Ergebnissen aus den anderen Merkmalskonstellationen.

Merkmalskonstellation	Kommentar	Ges. Fehler	TPR	Abs. Fehler	TNR	Abs. Fehler
3-7	Ohne OW	1180	0,55	874	1,00	306
1,2,7	Nur Radar	2173	0,00	1954	1,00	219
3-6	Ohne Radar	1709	0,38	1203	1,00	505
1-4,7	Ohne Mikrowelle und Wenner	932	0,58	824	1,00	108
3,4,7	Nur Korrosionssensoren	1062	0,55	885	1,00	177
3,4	Nur Potentialfeldmessung	1912	0,26	1445	1,00	467
3	Nur absolute Potentiale	1954	0,00	1954	1,00	0
4	Nur relative Potentiale	1833	0,21	1544	1,00	289
7	Nur Radaramplituden	2062	0,00	1954	1,00	108
2-4,6-7	Ohne elektrischen Widerstand	1059	0,56	861	1,00	198

Tabelle 4-8: Validierung des logistischen Regressionsmodells auf Basis verschiedener Merkmalskonstellationen mit Gesamtfehler (links), TPR (Mitte) und TNR (rechts). Je heller das Feld, desto besser ist der Wert im Verhältnis zu den Ergebnissen aus den anderen Merkmalskonstellationen.

Ebenfalls bemerkenswert ist, dass durch die Verwendung von ausschließlich korrosionsdetektierenden Merkmalen (Merkmal 3,4 und 7), also ohne Berücksichtigung der Randbedingungen, ein relativ gutes Ergebnis erzielt wird. Die Korrosionsdetektion, nur

mit Radar-Merkmalen, ist mit der in dieser Arbeit verwendeten Methode nicht möglich (TPR=0).

Die Regressionskoeffizienten  $\theta$ , die Parameter des t-Tests und die p-Werte sind für das Modell ohne die Merkmale fünf und sechs in Tabelle 4-9 und für das Modell ohne die Merkmale eins, zwei, fünf und sechs in Tabelle 4-10 aufgelistet. Die Koeffizienten beider Modelle sind laut t-Statistik signifikant. Im Vergleich zu Tabelle 4-5 sind die Regressionskoeffizienten der Merkmale eins und zwei in Tabelle 4-9 größer, das heißt ihr Einfluss auf das Klassifikationsergebnis ist gestiegen. In Tabelle 4-10 steigt hingegen der Einfluss des absoluten Potentials (Merkmal drei). Das scheint plausibel, weil dem Modell auf der einen Seite keine Informationen zu den Umgebungsbedingungen vorliegen, das absolute Potential auf der anderen Seite jedoch von den Umgebungsbedingungen beeinflusst wird.

Merkmal	Regressionskoeffizient ( $\theta$ )	Standardfehler	T-Wert	p-Wert *
Theta 0	-9.7547	0,105	93,277	0
Merkmal 1	-1.4553	0,097	14,973	0
Merkmal 2	0,6446	0,095	6,767	0
Merkmal 3	-1.3991	0,048	29,088	0
Merkmal 4	-2.0594	0,034	60,742	0
Merkmal 7	-1.5845	0,040	39,265	0

Tabelle 4-9: Modellparameter aus der logistischen Regression und Parameter der t-Statistik (452310 Freiheitsgrade).

Merkmal	Regressionskoeffizient ( $\theta$ )	Standardfehler	T-Wert	p-Wert *
Theta 0	-9,2861	0,094	98,940	0
Merkmal 3	-1,8584	0,056	32,990	0
Merkmal 4	-1,8569	0,028	65,298	0
Merkmal 7	-1,6953	0,039	43,290	0

Tabelle 4-10: Modellparameter aus der logistischen Regression und Parameter der t-Statistik (452314 Freiheitsgrade).

Die Klassifikationsergebnisse aus den Modellen in Tabelle 4-9 und Tabelle 4-10 sind jeweils in Abbildung 4-24 (ohne Handmessungen) und Abbildung 4-25 (Nur Korrosionssensoren) dargestellt. Darin sind die Korrosionsstellen mit Ausnahme vom 13. November 2015 erkennbar. Es kann eine Abnahme der Sensitivität der Klassifikation mit der Stärke des Korrosionsstroms festgestellt werden (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2). Das Modell in Abbildung 4-25 (nur Korrosionssensoren) hat gegenüber den

anderen beiden Klassifikationsergebnissen eine etwas geringere Sensitivität. Die Falschanzeigen in allen drei Modellen beschränken sich auf den Merkmalsatz vom 19. November 2015.

Zusammenfassend können durch die Klassifizierung mit der logistischen Regression in neun der 18 untersuchten Merkmalskonstellationen in etwa 50 Prozent der Korrosionspixel detektiert werden – bei gleichzeitig geringer Falschalarmrate. Die Klassifikation mit der logistischen Regression auf Basis eines einzelnen Korrosionsmerkmals ist nur mit der relativen Potentialänderung möglich. Bei einer TPR von 21 Prozent ist die Sensitivität jedoch gering.

Dem Fusionsergebnis steht die herkömmliche Detektion der Korrosionsstellen anhand des absoluten Bewehrungspotentials nach ASTM C876 (ASTM C876, 2015) oder anhand der Potentialänderungen nach Merkblatt B3 (DGZfP B03, 2014) (Vergleich Abschnitt 2.2.3) gegenüber<sup>28</sup>. Nach ASTM-Norm existieren zwei Möglichkeiten der Ergebnisinterpretation, je nachdem ob Potentiale im Bereich zwischen -200 bis -350 Millivolt als Korrosion gewertet werden oder nicht<sup>29</sup>. Wenn nicht, beträgt die TPR fünf Prozent und die TNR hundert Prozent. Falls doch betragen TPR und TNR jeweils 100, beziehungsweise 19 Prozent. Die Korrosionswahrscheinlichkeiten nach ASTM C876 sind für den Messdatensatz in Abbildung 4-26 dargestellt.

Laut Merkblatt B3 können die Korrosionsstellen anhand negativer Potentialänderung um mehrere hundert Millivolt identifiziert werden. Die maximale negative Potentialänderung im vorliegenden Datensatz beträgt jedoch circa 40 Millivolt (Vergleich Abbildung 4-15). Das entspricht einer TPR von null Prozent und einer TNR von 100 Prozent. Die Auswertung nach Merkblatt B3 ist somit für die vorliegende Problemstellung vollkommen ungeeignet. Die Detektionsergebnisse sind dennoch der Vollständigkeit halber in Abbildung 4-27 dargestellt.

---

<sup>28</sup> Um Vergleichbarkeit mit der logistischen Regression zu schaffen, wurden nur die Daten an der Stelle der Bewehrung berücksichtigt. Die Bereiche direkt um den Defekt wurden ignoriert.

<sup>29</sup> Laut ASTM C876 ist die Korrosionswahrscheinlichkeit für diesen Potentialbereich unsicher, das heißt 50 Prozent.

**Fusionsergebnis aus logistischer Regression ohne die Merkmale 5 & 6**

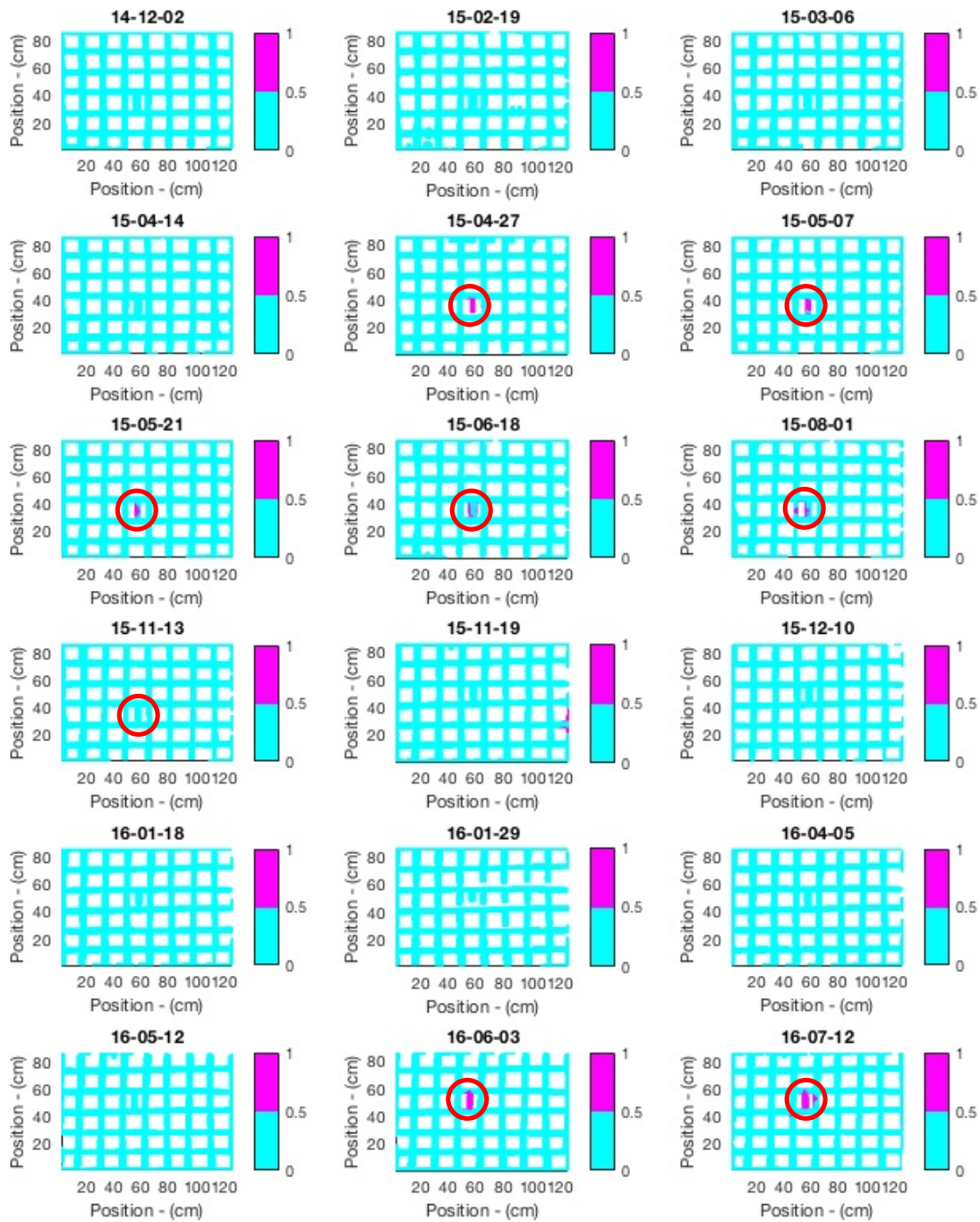


Abbildung 4-24: Fusionsergebnis aus logistischer Regression ohne die Merkmale fünf und sechs (vergleich Tabelle 4-3) von 18 verschiedenen Messungen (Vergleich Tabelle 3-1 und Tabelle 3-2) mit rot markierten Korrosionsstellen.

**Fusionsergebnis aus logistischer Regression ohne die Merkmale 1,2,5 & 6**

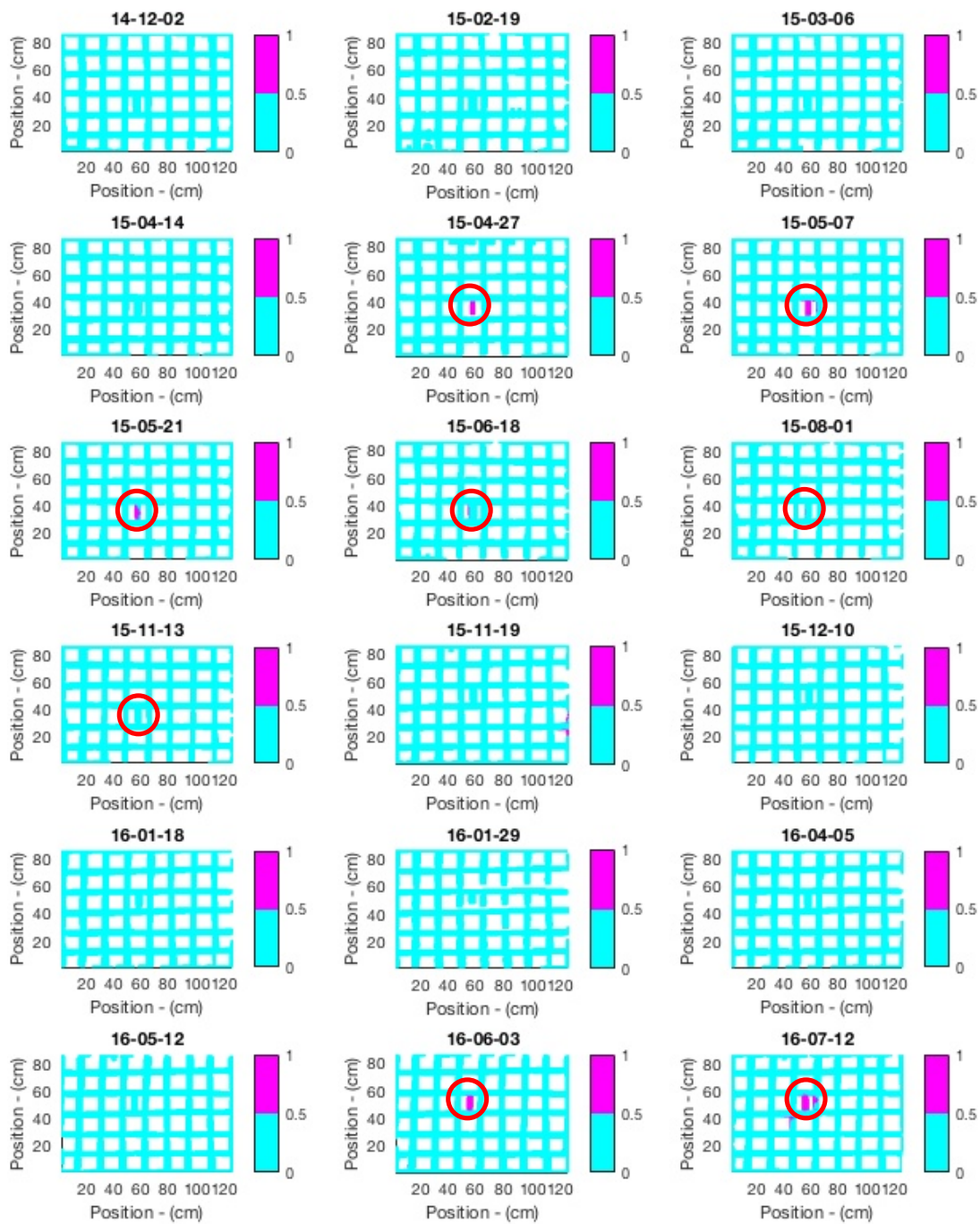


Abbildung 4-25: Fusionsergebnis aus logistischer Regression ohne die Merkmale eins, zwei, fünf und sechs (vergleich Tabelle 4-3) von 18 verschiedenen Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot markierten Korrosionsstellen.



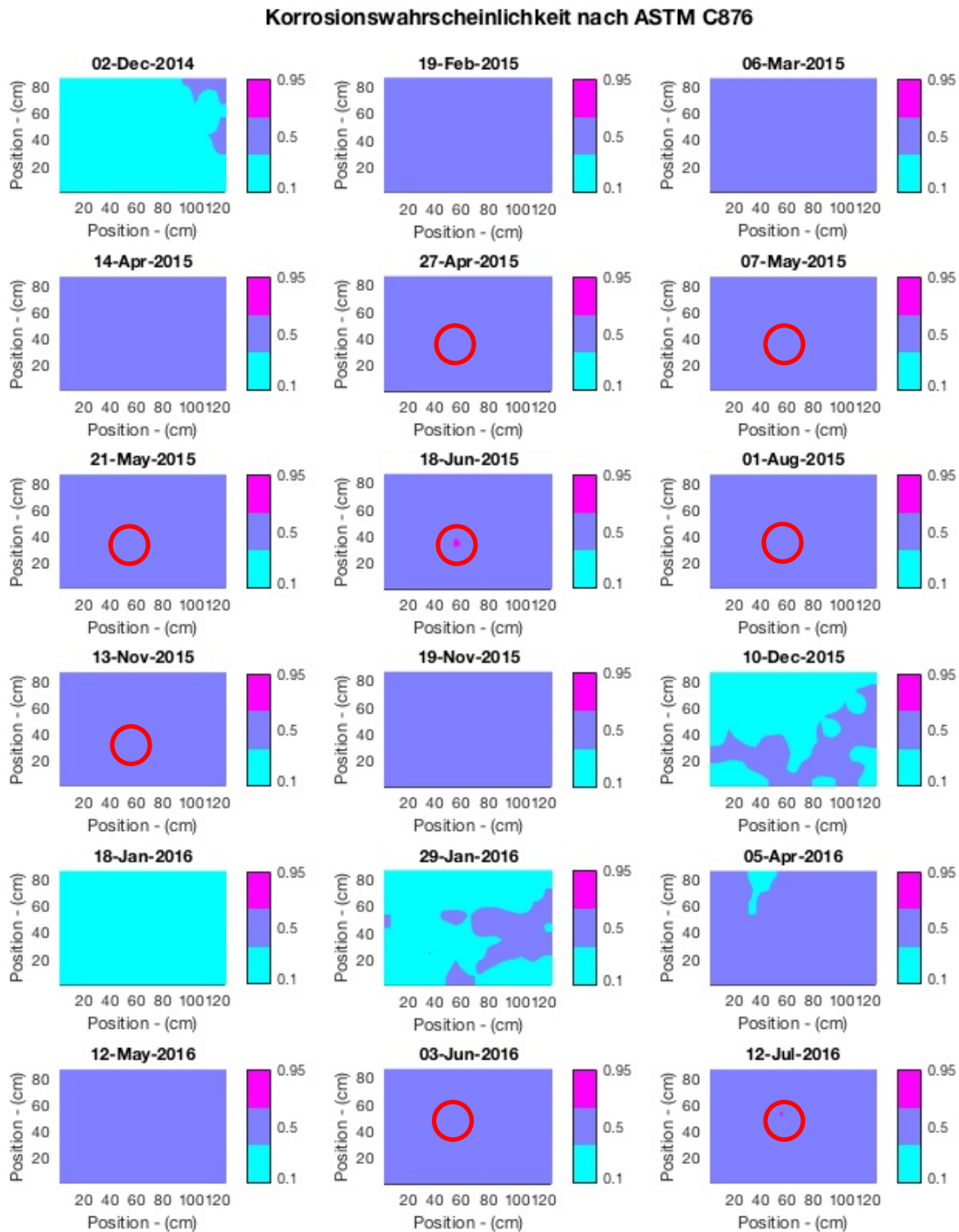


Abbildung 4-26: Korrosionswahrscheinlichkeiten ermittelt nach den Grenzwerten für die Potentiale nach ASTM C876 von 18 verschiedenen Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot markierten Korrosionsstellen.

**Korrosionswahrscheinlichkeit nach Merkblatt B3**

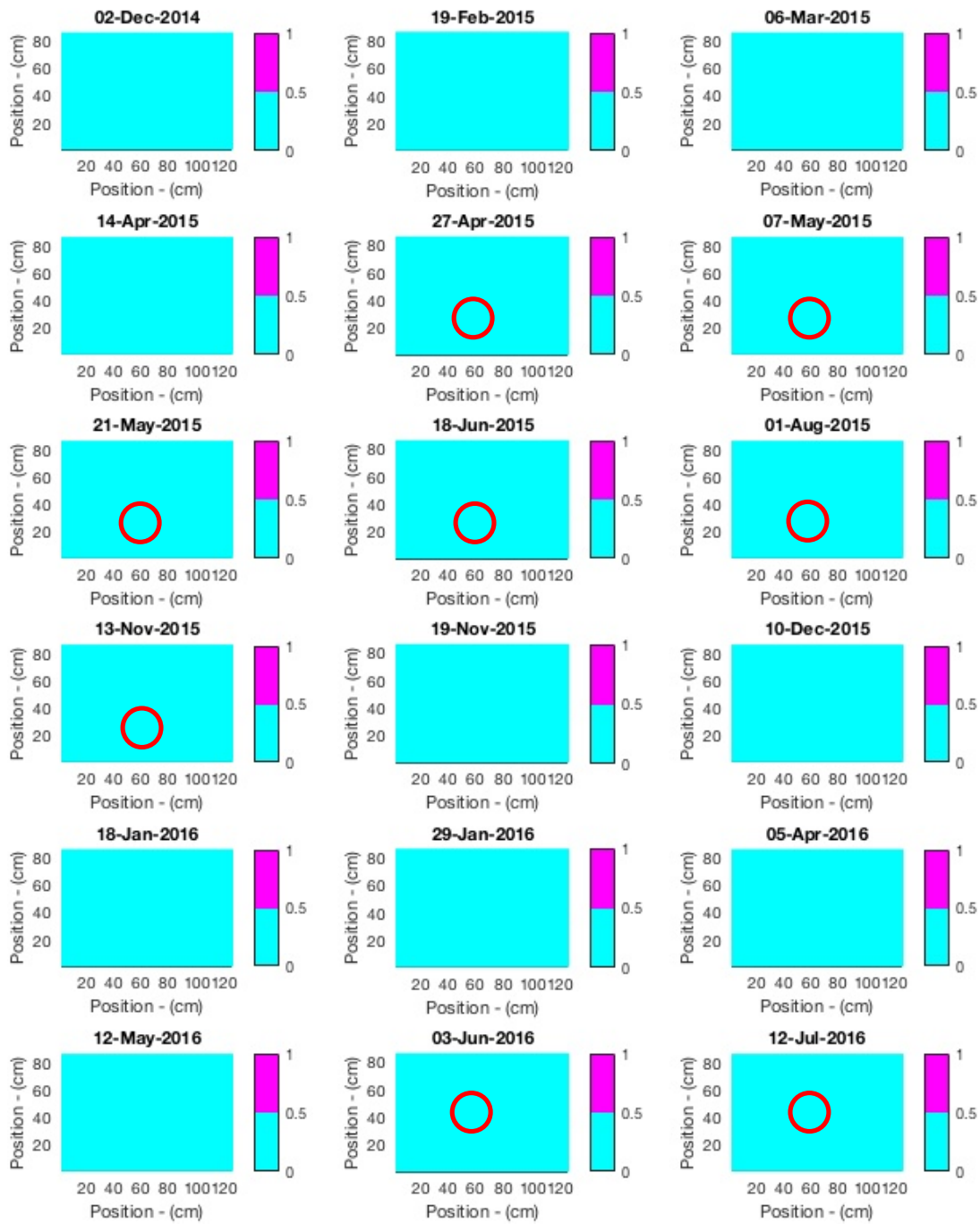


Abbildung 4-27: Korrosionswahrscheinlichkeiten ermittelt aus den relativen Potentialänderungen nach Merkblatt B3, von 18 verschiedenen Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot markierten Korrosionsstellen.

# Kapitel 5

## 5 Schlussbetrachtung

In diesem Kapitel werden die wichtigsten Punkte der vorliegenden Arbeit zusammengefasst. Anschließend werden die Ergebnisse interpretiert und hinsichtlich ihrer Übertragbarkeit in die Praxis erörtert. Abschließend werden Ansatzpunkte für zukünftige Studien diskutiert.

### 5.1 Zusammenfassung

Im **ersten Kapitel** wird die ZfP von Bauwerken als Bestandteil der Bauwerksüberwachung eingeordnet. Motiviert durch den hohen Reifegrad der Prüfverfahren und der Verfügbarkeit großer multisensorieller Datensätze wird Datenfusion als Möglichkeit zur automatisierten und verbesserten Messauswertung vorgestellt. In einer Literaturübersicht wird der Stand der Technik für die Datenfusion von ZfP-Messungen an Beton dargestellt. Methodische und physikalische Grenzen einzelner Prüfverfahren werden am Beispiel der Detektion von Kiesnestern und chloridinduzierter Lochkorrosion von Bewehrungsstahl erläutert. Dabei werden Ansätze zur Detektion dieser Fehlstellen mit herkömmlichen ZfP-Methoden zusammengefasst. Daraufhin wird die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit definiert und die Vorgehensweise beschrieben. Dazu werden vier Thesen formuliert, die den inhaltlichen Rahmen der Arbeit bilden. Die zugrundeliegende Gliederung der Arbeit wird abschließend vorgestellt.

Im **zweiten Kapitel** werden die theoretischen Grundlagen, die für die experimentelle Arbeit und Datenauswertung relevant sind, zusammengefasst. Im ersten Teil werden die Grundlagen der Korrosion bis hin zu den Besonderheiten der chloridinduzierten Lochkorrosion beschrieben. Im zweiten Teil wird die Wirkungsweise der verwendeten Messverfahren erläutert. Anwendungsgrenzen und ihre Eignung zur Detektion der behandelten Fehlstellen werden dabei diskutiert. Im dritten Teil wird die Datenfusion behandelt. Als Einführung erfolgt eine grobe Einordnung verschiedener Fusionskonzepte. Anschließend werden Vorverarbeitungsschritte vorgestellt, die für die meisten Fusionstechniken notwendig sind. Danach wird das Potenzial der Fusion durch die gemeinschaftliche Verarbeitung der Daten in der Merkmalsraumdarstellung an einem Beispiel erläutert. Damit wird die These, dass schlechte Einzelsensoren das Fusionsergebnis verbessern können, bestärkt. Abschließend werden die theoretischen Grundlagen der in dieser Arbeit verwendeten Algorithmen beschrieben. Dabei handelt es sich um die Clusteralgorithmen K-Means, Fuzzy C-Means und DBSCAN für den Kiesnestdatensatz sowie logistische Regression für den Korrosionsdatensatz.

Das **dritte Kapitel** widmet sich den Experimenten und Ergebnissen zur Kiesnestdetektion. Im ersten Teil werden die Probekörper mit künstlichen Kiesnestfehlstellen beschrieben. Danach werden die Details der verwendeten ZfP-Sensoren genannt. Der zweite Teil behandelt zunächst die Extraktion von Signalmerkmalen, die auf die Anwesenheit von Kiesnestern hindeuten. Es werden elementweise invertierte Amplituden in der Ebene der Rückwand für US und in der Ebene der unteren Bewehrungslage für Radar verwendet. Für IE wird die Signaldämpfung mit dem sogenannten Q-Faktor bestimmt. Die Ergebnisse der Clusteralgorithmen werden vorgestellt und mit Hilfe von ROC-Kurven evaluiert. Dabei zeigen sich Signalverbesserungen durch die Verwendung des DBSCAN-Algorithmus, der die Falschalarmrate drastisch senkt.

Im **vierten Kapitel** werden die Experimente und Ergebnisse zur chloridinduzierten Lochkorrosion vorgestellt. Im ersten Teil werden die Arbeitsschritte zur Simulation eines beschleunigten Verwitterungszyklus beschrieben. Dazu zählen der beschleunigte Eintrag von Chloriden mit der Polarisationsmethode und die gezielte Korrosionsinitiierung und -überwachung. Danach werden die technischen Details der ZfP-Sensoren genannt, die zur Korrosionsdetektion verwendet werden. Abschließend werden die Messzeitpunkte und der zugehörige Verwitterungszustand auf einem Zeitstrahl dargestellt. Im zweiten Teil des vierten Kapitels werden die Ergebnisse aus dem Korrosionsexperiment vorgestellt. Zunächst werden die Sensorsignale zur Überwachung des beschleunigten Chlorideintrags ausgewertet und der durch das LIBS-Verfahren ermittelten Chloridkonzentration gegenübergestellt. Dabei zeigt sich eine gute Übereinstimmung der Sensorwerte mit den tatsächlichen Elementverteilungen. An der Stelle der Korrosionselektroden konnten (ebenfalls mit dem LIBS-Verfahren) erhöhte Chloridkonzentrationen nachgewiesen werden. Anschließend wird die Extraktion von Signalmerkmalen aus den ZfP-Daten beschrieben, die auf die Anwesenheit von Korrosion hindeuten. Für die Messverfahren mit skalaren Messgrößen Potentialfeld-Messung, Wenner-Sonde, und Mikrowellen-Feuchtemessung dienen die (teilweise normalisierten) Messwerte als Merkmale. Aus den Radarsignalen werden die Frequenz und Energie der Oberflächenwelle sowie die tiefenkorrigierten und normalisierten Bewehrungsamplituden als Merkmale verwendet. Die Ergebnisse aus der logistischen Regression werden anschließend gezeigt. Verschiedene Merkmalskonstellationen wurden anhand von TPR und TNR ausgewertet und der herkömmlichen Evaluierung nach Merkblatt

B3 der DGZfP oder nach dem ASTM C876-Standard gegenübergestellt. Die Verwendung der Grenzwerte aus den Normen ist für die Lokalisierung der Korrosionsstellen aus dieser Arbeit gänzlich ungeeignet. Die Datenfusion mit der logistischen Regression zeigt hingegen eine hohe Sensitivität bei der Korrosionsdetektion. Es konnten sieben der acht Korrosionsstellen isoliert werden.

## 5.2 Diskussion der Ergebnisse

Im Folgenden werden die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit, mit Bezug auf die Thesen aus Abschnitt 1.3, diskutiert.

Die **erste These** zur Erhöhung der Detektionsgenauigkeit von Kiesnestern wird im dritten Kapitel untersucht. Für die Fusion werden drei verschiedene Cluster Verfahren getestet. Die Methoden analysieren die Datensätze explorativ anhand einer vordefinierten Regel. Auf der einen Seite zeigen die einfachen C-Means- und K-Means-Cluster-Ansätze eine schlechte Leistungsfähigkeit bei der Klassifizierung der Kiesnestdaten. Die Anzahl der Cluster muss vorweg festgelegt werden. Das bedeutet, dass vorher bekannt sein muss, ob Kiesnester vorhanden sind. Diese Information ist in der Praxis häufig nicht verfügbar. Selbst wenn Messungen von Kiesnestern im Datensatz enthalten sind, funktioniert die Unterteilung der Daten in die zwei Klassen „defekt“ und „intakt“ mangelhaft.

Auf der anderen Seite liefert die dichte-basierte Clusterbildung (DBSCAN) hervorragende Ergebnisse. Wie in Abschnitt 3.2.6 erläutert wird, werden Kiesnester im dreidimensionalen Merkmalsraum als Ausreißer erkannt und als Noise-Elemente klassifiziert. Der Hauptvorteil dieses Algorithmus ist die Möglichkeit, nur Core-Elemente für intakte Probekörper (ohne Defekte) auszugeben. In der vorliegenden Arbeit wurde gezeigt, dass die Detektionsgenauigkeit gegenüber dem besten Einzelsensor deutlich verbessert wird. Die Methode kann deshalb mit großer Wahrscheinlichkeit auf unbekannte Bauteile mit ähnlichen Eigenschaften, wie die der untersuchten Probekörper, angewendet werden. Die heuristischen Cluster-Gleichungen sind keiner (physikalischen) Interpretation zugänglich, so dass ein expliziter Beweis nicht möglich ist. Weil aber drei weitestgehend unabhängige Merkmale verwendet werden, ist es wahrscheinlich, dass die Datenfusion zuverlässiger funktioniert als die Detektion mit den Einzelverfahren. Dennoch ist nicht auszuschließen, dass die Merkmale durch wechselnde Randbedingung beeinflusst werden könnten. Um zu überprüfen wie invariant (unabhängig) die Merkmale davon sind, müssen Messungen an weiteren referenzierten Probekörpern erfolgen. Die Signifikanz der Radar- und US-Merkmale kann durch andere Bewehrungsdichten und -arten, Plattendicken und der Lage der Kiesnester vermindert werden. Ein hoher Bewehrungsgrad kann die Radar-, beziehungsweise US-Wellenausbreitung behindern, so dass tiefere Bauteilebenen nicht mehr aufgelöst werden können. Unregelmäßige Bewehrungsanordnungen oder Einbauteile können

zu Störanzeigen in den Merkmalen führen, die den Anzeigen aus den Kiesnestern ähneln. Dickere Platten dämpfen die Wellen stärker und reduzieren somit die Sensitivität der Merkmale. Darüber hinaus können Kiesnester in oberflächennäheren Lagen eine andere Dämpfungscharakteristik haben als die relativ tiefliegenden Kiesnester in dieser Arbeit. Der Einfluss wassergefüllter Poren auf die Signaldämpfung beim IE-Merkmal sollte untersucht werden. Es ist vorstellbar, dass die Dämpfung aufgrund des verringerten Impedanzunterschieds zwischen Wasser und Beton gegenüber Luft und Beton geringer ist. Dadurch erscheint der Beton homogener als er tatsächlich ist.

In dieser Arbeit wurde eine neue Methode zur Kiesnestdetektion mit dem Impact-Echo-Verfahren durch die Auswertung der Plattenresonanzfrequenz-Peak-Breite mit dem Q-Faktor präsentiert. Zukünftig kann diese Detektionsmethode als Alternative verwendet werden, etwa wenn keine Ultraschalldaten verfügbar sind. Darüber hinaus könnte der DBSCAN-Algorithmus auf die einzelnen Verfahren angewendet werden. Wie in Tabelle 3-1 und Tabelle 3-2 gezeigt wurde, steigt dadurch potenziell die Sensitivität bei gleichzeitig verringerter Falschalarmrate.

Die **zweite These**, bezüglich Datenfusion zur erhöhten Genauigkeit und Robustheit bei der Detektion von chloridinduzierter Lochkorrosion, wurde im vierten Kapitel untersucht. Mit der Kombination von beschleunigter Verwitterung und gezielter Korrosionsauslösung an einem großen Betonprobekörper wurde ein neuartiges Korrosionsexperiment vorgestellt. Die Besonderheit besteht in der Möglichkeit die ZfP-Messungen mit Datenlabel für intakte und defekte Messpunkte zu kennzeichnen. Die Verbindung aus einem vollständigen Verwitterungszyklus und Datenlabeln ermöglicht erstmals die Verwendung von Algorithmen aus dem überwachten Maschinenlernen zur Fusion von ZfP-Daten zur Korrosionsdetektion. In der vorliegenden Arbeit wird ein logistisches Regressionsmodell aus den Daten erzeugt. Die Leistungsfähigkeit wird anhand von TPR- und TNR-Werten ermittelt. Die Resultate sind in Tabelle 4-7 und Tabelle 4-8 zusammengefasst. Da die Werte aus einer k-Fold-Kreuzvalidierung stammen, kann aus ihnen auch auf eine gute Robustheit hinsichtlich der unterschiedlichen, in den Daten enthaltenen Szenarien geschlossen werden. Die Ergebnisse zeigen die Überlegenheit der Datenfusion gegenüber den Einzelmessungen und der Ergebnisse aus der Auswertung nach ASTM-C876 und DGZfP Merkblatt B3.

Für die Fusion werden drei Merkmale verwendet, die auf Korrosion hindeuten (Merkmal drei, vier und sieben aus Tabelle 4-3). Diese werden durch vier weitere Merkmale



mit Informationen zu den Umgebungsbedingungen ergänzt (Merkmal eins, zwei, fünf und sechs aus Tabelle 4-3). Bei der Untersuchung verschiedener Merkmalskonstellationen ergab sich die höchste Sensitivität bei gleichzeitig geringer Falschalarmrate, durch die Fusion der fünf Merkmale eins, zwei, drei, vier und sieben (TPR von 0,58 und TNR von 1). Dem gegenüber hat die Fusion aller sieben Merkmale eine leicht geringere Leistungsfähigkeit (TPR von 0,49 und TNR von 1). Das ist damit zu erklären, dass die Signifikanz der Trainingsdaten durch die Erhöhung der Dimensionalität abnimmt (vergleiche Abschnitt 2.3.2), so dass die logistische Regression schlechter konvergiert. Dieser Effekt kann durch die Hinzunahme neuer Messdaten beseitigt werden. Die Verwendung aller Merkmale hätte den Vorteil, dass der Ansatz durch die Nutzung einer höheren Anzahl unabhängiger Informationen potentiell robuster wäre.

Die Verwendung der Merkmale aus der Oberflächenwelle des Radarsignals ist wegen der guten Fusionsergebnisse und der schnellen Messdatenaufnahme in hoher Ortsauflösung eine attraktive Alternative zu den Mikrowellen- und Wenner-Widerstandsmessungen. Die abschließende Bestimmung der Anwendungsgrenzen hinsichtlich Sensitivität und Robustheit sind nicht Bestandteil dieser Arbeit. Deshalb bleibt die Generalisierbarkeit zunächst auf Messungen beschränkt, die hinsichtlich der Randbedingungen und strukturparametrischen Aspekte mit dem in dieser Arbeit durchgeführten Experiment vergleichbar sind (Blockeel & Vanschoren, 2007). Dazu zählen zum Beispiel die Messparameter, Materialeigenschaften wie Betonfestigkeit, Porengehalt, Karbonatisierungstiefe und Konstruktionsparameter wie Bewehrungsdurchmesser und Betondeckung. Die Erweiterung des Trainingsdatensatzes um diese Aspekte ermöglicht nicht nur eine erhöhte Generalisierbarkeit, sondern auch eine leistungsfähigere Fusionsregel. Das liegt daran, dass die Aussagefähigkeit der Daten steigt, wenn der Merkmalsraum vollständig besetzt ist. Darüber hinaus verbessert ein umfangreicherer Datensatz die Validierbarkeit der trainierten Maschinen und ermöglicht somit die Verwendung komplexerer Trennfunktionen. Dennoch zeigen die deutlich verbesserten Detektionsergebnisse in dieser Arbeit das Potenzial des Ansatzes.

In Abschnitt 2.3.2 wird an einem theoretischen Beispiel gezeigt, wie gemäß der **dritten These** die Ergebnissignifikanz durch die Hinzunahme schlechterer Einzelsensoren erhöht wird. Dabei geht es nicht um die Erhöhung der Sicherheit, zum Beispiel durch die Mittelung zweier unabhängiger Informationen, sondern zusätzlich um die Verbesse-

rung der Signifikanz. Im Beispiel geschieht dies durch die Repräsentation der Sensorwerte im höherdimensionalen Merkmalsraum und die Anwendung der linearen Diskriminanz Analyse. Sie ist ein anschauliches Verfahren, da sie auf den geläufigen Parametern Kovarianzmatrix und Mittelwerte basiert. Allerdings setzt die lineare Diskriminanz Analyse normalverteilte Daten voraus – eine Annahme die durch authentische Messdaten häufig verletzt wird. Auch wenn die Übertragbarkeit und praktische Anwendbarkeit dadurch eingeschränkt ist, wird auf einfache Weise mathematisch dargestellt, wie Korrelationen in den Sensordaten zur Verbesserung der Informationsqualität bei der Datenfusion genutzt werden. In den Kapiteln drei und vier kann die These an praktischen Beispielen (empirisch) gestützt werden.

Letztlich kann auch die **vierte These** zur Übertragbarkeit der Methoden auf bestehende Datensätze bestätigt werden, da für die Messungen übliche und unmodifizierte Sensoren verwendet wurden. Bei der Übertragung der Verfahren auf neue Datensätze sollten jedoch die genannten Einschränkungen zur Generalisierbarkeit berücksichtigt werden.

### 5.3 Ausblick

Die vorliegende Arbeit hat gezeigt, dass Daten Fusion bei der ZfP von Beton die Informationsqualität gegenüber der einzelnen Verfahren verbessern kann. Wegen der höheren Ansprüche an die Validierbarkeit und Generalisierbarkeit der Fusionsergebnisse ist die Entwicklung von Fusionsmethoden mit einem großen experimentellen Aufwand verbunden. Gelingt jedoch die Übertragung der Ergebnisse in die Praxis, kann Datenfusion in Kombination mit autonomen Roboterplattformen (wie zum Beispiel dem BE-TOSCAN (Reichling, et al., 2009)) einen wichtigen Beitrag zur Entwicklung vollautomatisierter ZfP-Systeme leisten. Durch ihre Entwicklung kann eine weitere Verbreitung von ZfP im Bauwesen letztlich gelingen. Dadurch können Bauwerkszustände genauer bestimmt, Investition intelligenter verteilt und so die Wettbewerbsfähigkeit insgesamt erhöht werden.

Darüber hinaus ist das Potential der Datenfusion auch für andere Prüfprobleme nutzbar, bei denen mit Einzelmessverfahren keine ausreichende Informationsqualität erreicht werden kann. Das trifft zum Beispiel auf die Bestimmung von Bewehrungseisendurchmesser im Stahlbeton zu. Es existieren verschiedene Methoden, wie zum Beispiel Wirbelstromsensoren, Radar und Magnetfeldsensoren. Die individuellen Messergebnisse sind in der Regel ungenau oder abhängig von weiteren unbekanntem Größen (zum Beispiel der Betondeckung oder Betonart). Datenfusion kann helfen diese Unsicherheiten zu reduzieren.

Ein weiteres Aufgabenfeld ist die Früherkennung der Alkali-Kieselsäure-Reaktion (AKR) im Beton. Dabei handelt es sich um eine langwierige, volumenvergrößernde Reaktion bestimmter Steine mit dem basischen Natriumhydroxid aus dem Zement. Dadurch werden betroffene Bauwerke stark geschädigt und müssen häufig vollständig abgerissen werden. Es existieren einige Schnelltests, in denen die Lebensdauer des Betons im Labor simuliert wird. Die Ergebnisse sind jedoch relativ unzuverlässig. Durch die Fusion mehrerer Testparameter kann die Zuverlässigkeit erhöht werden.

Eine weitere Problemstellung ist die Bewältigung großer Datenmengen. Durch Datenfusion können vielzählige Randbedingungen bei der Automatisierung komplexer Aufgaben verwendet werden.

Abschließend werden vier allgemeine Schritte aus dieser Arbeit abgeleitet, die als Grundlage neuer Problemstellungen mit Datenfusion dienen können.

1. Vollständig validierbare Daten erheben
2. Merkmale extrahieren
3. Fusionsstrategie entwickeln
4. Fusionsergebnisse validieren

Im **ersten Schritt** muss die Erzeugung der Zielgröße (wie zum Beispiel ein bestimmter Defekt oder eine bestimmte Bauteileigenschaft) am Messobjekt geplant werden, so dass die Validierung im vierten Schritt möglich ist. Auch wenn dieser Punkt offensichtlich scheint zeigt die Literaturübersicht im Abschnitt 1.2.1, dass er in der überwiegenden Zahl der bisherigen Studien nicht berücksichtigt wurde. Dabei ist die genaue Kenntnis der Zielgröße bei Datenfusion besonders bedeutsam, weil die Algorithmen aufgrund des hohen Abstraktionsgrads in der Regel keiner expliziten physikalischen Interpretation zugänglich sind. Die Funktionalität der Fusion kann nur implizit durch die Validierung der Ergebnisse gezeigt werden. Die Erzeugung der definierten Zustände kann relativ komplex sein, wie zum Beispiel bei der gezielten Verwitterung durch Chloride in dieser Arbeit. Gebräuchliche punktartige Validierungsverfahren, wie die Bohrkernentnahme, sind ungeeignet, weil sie den Datensatz auf wenige Messstellen reduzieren. Einfach ausgedrückt ist der validierbare Datensatz um so aussagefähiger, je größer er ist<sup>30</sup>. In der vorliegenden Arbeit wurde die Validierbarkeit der Daten durch das Einbringen künstlicher Fehlstellen in Laborprüfkörper ermöglicht.

Im **zweiten Schritt** sollten Messverfahren bestimmt werden, aus denen Informationen extrahiert werden können. Es kann sinnvoll sein, Sensoren in Betracht zu ziehen, die wegen ihrer geringen Datenqualität zur Lösung des betrachteten Problems nicht etabliert sind. In dieser Arbeit wurden zum Beispiel Impact-Echo und Radar zur Kiesnestdetektion genutzt – zwei Verfahren die üblicherweise zugunsten des etablierten Ultraschallverfahrens nicht verwendet werden. Dennoch konnten sie zur Verbesserung des Fusionsergebnisses beitragen. Für Ansätze aus dem überwachten Lernen sollte wegen des „Fluchs der Dimensionalität“ (vergleiche Abschnitt 2.3.2) jedoch möglichst wenig Merkmale genutzt werden. Um die Anzahl der Merkmale zu verringern, können zum Beispiel Methoden aus der Dimensionsreduzierung (wie zum Beispiel die Hauptkomponenten Analyse) genutzt werden, oder zwei Merkmale manuell zu einem ver-

---

<sup>30</sup> Vorausgesetzt er enthält die nötige Varianz um für die untersuchte Problemstellung als repräsentativ zu gelten.

knüpft werden. In dieser Arbeit wurden zum Beispiel die Informationen aus Bewehrungstiefe und Radaramplitude, durch die Umrechnung in eine tiefenkorigierte Bewehrungsamplitude, zu einem Merkmal zusammengefasst.

Für die Entwicklung der Fusionsstrategie im **dritten Schritt** stehen vielzählige Verfahren zur Wahl, die grob in wahrscheinlichkeitsbasierte Ansätze (zum Beispiel Kalman-Filter oder Dempster-Shafers Kombinationsregel) und Ansätze aus dem maschinellen Lernen unterteilt werden können. Wahrscheinlichkeitsbasierte Ansätze erfordern in der Regel ein stochastisches Modell, beziehungsweise Ereigniswahrscheinlichkeiten als Eingangsparameter. Sie sind wegen der guten Interpretierbarkeit besonders erstrebenswert. Die Umrechnung der Merkmalswerte in Wahrscheinlichkeiten ist durch umfangreiche Messreihen möglich, wenn standardisierte Rahmenbedingungen herrschen (zum Beispiel bei Massenfertigungen) – was im Bauwesen unüblich ist.

Die Lernalgorithmen sind flexibler, auch wenn eine physikalische Interpretierbarkeit häufig nicht möglich ist. Die Wahl eines geeigneten Algorithmus hängt unter anderem von der Komplexität des Problems und der Größe des verfügbaren Datensatzes ab.

Grundsätzlich kann zwischen überwachten (zum Beispiel Regressionsverfahren, Klassifizierer) und unüberwachten Algorithmen (Clusteralgorithmen, Komprimierung) unterschieden werden. Die Wahl der konkreten Methode hängt davon ab, in welcher Form die Informationen in den Daten enthalten sind. Unüberwachte Algorithmen sind in der Regel für relativ simple Aufgaben geeignet (wie die Einteilung eines Datensatzes in Gruppen). Sie sind dann zu bevorzugen, wenn ein Risiko für Überanpassung (overfitting) besteht. Das ist zum Beispiel bei kleinen Datensätzen, bei besonders hochdimensionalen Merkmalsräumen oder bei variierenden Merkmalskalen der Fall. Letzteres meint, dass die absolute Größe des Merkmals vom Messobjekt abhängt. In der vorliegenden Arbeit gilt das zum Beispiel für den Q-Faktor als Impact-Echo-Merkmal. Dieser hängt auch von der Plattendicke ab. Für die Wahl eines unüberwachten Ansatzes für den Kiesnestdatensatz sprechen außerdem der kleine Messdatensatz und die relativ simple Prüfaufgabe.

Ansätze aus dem überwachten Lernen können komplexe Zusammenhänge aus den Daten erlernen. Die Voraussetzung dafür ist, dass der Merkmalsraum ausreichend dicht besetzt ist und dass die Skalen der Merkmale unveränderlich sind. Außerdem sind Lerndatensätze mit Datenlabel erforderlich. Die Wahl des konkreten Ansatzes

hängt neben der Aufgabenstellung (Klassifizierung versus Regression) von der erwarteten Komplexität der Zusammenhänge (lineare versus polynomiale Abhängigkeiten), von der verfügbaren Rechenleistung und von der Aussagefähigkeit der Daten ab. Für letzteres gilt, dass einfache Ansätze weniger anfällig für overfitting und somit robuster sind.

Um eine hohe Sensitivität zu erreichen, wurden die Korrosionsdaten mit einer Methode aus dem überwachten Lernen fusioniert. Um die Robustheit zu gewährleisten wurde ein Ansatz mit linearer Trennfunktion verwendet.

Im **vierten** Schritt wird eine Validierungsstrategie entwickelt, die Aussagen hinsichtlich Leistungsfähigkeit, Robustheit und Verbesserung gegenüber Einzelmessungen zulässt. Die Ergebnisse aus dem Kiesnestexperiment wurden anhand von ROC-Kurven ausgewertet. Die Ergebnisse des Korrosionsversuchs wurden in einer k-Fold Kreuzvalidierung anhand von TPR- und TNR-Werten validiert. In beiden Fällen kann eine Verbesserung gegenüber dem besten Einzelsensor nachgewiesen werden.

## Literaturverzeichnis

- Abidi, M. A., & Gonzalez, R. C.** (1992). *Data Fusion in Robotics & Machine Intelligence*. (H. B. Jovanovich, Hrsg.) San Diego, USA: Academic Press Inc.
- Acoustic Control Systems Ltd.** (2004). *technical passport operation manual*. Retrieved 09. March, 2014, from <http://www.acsys.ru/upload/iblock/546/55.pdf>
- Angst, U.** (2011). *Chloride induced reinforcement corrosion in concrete; Dissertation*. Norwegian University of Science and Technology.
- Ankerst, M., Breunig, M. M., Kriegel, H.-P., & Sander, J.** (1999). OPTICS: Ordering Points To Identify the Clustering Structure. *Proceedings of ACM SIGMOD'99 Int. Conf. on Management of Data*. Philadelphia, PA, USA.
- Ann, K. Y., & Song, H.-W.** (2007). Chloride threshold level for corrosion of steel. *Corrosion Science*, 49, 4113-4133.
- ASTM C1202.** (2012). *Standard Test Method for Electrical Indication of Concrete's Ability to Resist Chloride Ion Penetration*. West Conshohocken, PA, USA: ASTM International.
- ASTM C1383.** (1998). *Standard Test Method for Measuring the P-Wave Speed and the Thickness of Concrete Plates Using the Impact-Echo Method*. West Conshohocken, PA, USA: ASTM International.
- ASTM C876.** (2015). *Standard Test Method for Corrosion Potentials of Uncoated Reinforcing Steel in Concrete*.
- ASTM D6087.** (2015). *Standard Test Method for Evaluating Asphalt-Covered Concrete Bridge Decks Using Ground Penetrating Radar*. (A. International, Hrsg.) West Conshohocken, PA, USA.
- ASTM G109.** (2002). *Standard Test Method for Determining Effects of Chemical Admixtures on Corrosion of Embedded Steel Reinforcement in Concrete Exposed to Chloride Environments*. West Conshocken, PA, USA: American Society for Testing Materials.
- Baggens, O., & Ryden, N.** (2015). Systematic errors in Impact-Echo thickness estimation due to near field effects. *NDT&E*, S. 16-27.
- Banko, M., & Brill, E.** (2001). Scaling to Very Very Large Corpora for Natural Language Disambiguation . *Proceeding of ACL '01 Proceedings of the 39th Annual*

- Meeting on Association for Computational Linguistics*, (S. 26-33). Stroudsburg, PA, USA.
- Barnes, C. L.**, & Trottier, J.-F. (2004). Effectiveness of Ground Penetrating Radar in Predicting Deck Repair Quantities. *Journal of Infrastructure Systems*, S. 69-76.
- Bellman, R. E.** (1957). *Dynamic Programming*. (R. Corporation, Hrsg.) Princeton, NJ, USA: Princeton University Press.
- Bergmeister, K.**, Fingerloos, F., Wörner, J. D., Ahrens, M. A., Strauss, A., Bergmeister, K., Strangberg, F. (2013). Lebensdauerorientierter Entwurf, Konstruktion, Nachrechnung. In *Betonkalender 2013* (S. 17-222). Berlin, Deutschland: Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA.
- Bertolini, L.**, & Redaelli, E. (2009). Depassivation of steel reinforcement in case of pitting corrosion: detection techniques for laboratory studies. *Materials and Corrosion*, 60 (8), 608-616.
- Beutel, R.**, Reinhardt, H. W., Grosse, C. U., Glaubitt, A., Krause, M., Maierhofer, C., Schickert, M. (2008). Comparative Performance Tests and Validation of NDT Methods. *Nondestructive Evaluation*, pp. 59-65.
- Bezdek, J.** (1981). *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Norwell, USA: Kluwer Academic Publishers.
- Blitz, J.**, & Simpson, G. (1996). *Ultrasonic Methods of Non-destructive Testing*. London, UK, Springer.
- Blockeel, H.**, & Vanschoren, J. (2007). Experiment Databases: Towards an Improved Experimental Methodology in Machine Learning. In *Knowledge Discovery in Databases: PKDD 2007* (Bde. Vol. 4702, Lecture Notes in Computer Science , S. 6-17). Deutschland: Springer Verlag Berlin, Heidelberg.
- Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung.** (2013). *Richtlinie zur einheitlichen Erfassung, Bewertung, Aufzeichnung und Auswertung von Ergebnissen der Bauwerksprüfungen nach DIN 1076*. Richtlinie.
- Bungey, J. H.**, Grantham, M. G., & Millard, S. (2006). *Testing of Concrete in Structures: Fourth Edition*. New York, USA: CRC Press.
- Castel, A.**, & Nasser, A. (2015). Influence of pre-existing oxides layer and interface. *Materials and Corrosion*, 66(3).
- CC Technologies Laboratories**, Incorporated; NACE International; Federal Highway Administration. (2002). *Corrosion Costs and preventive Strategies in the United*



- States (FHWA-RD-01-156,R315-01)*. Alexandria, VA, USA: National Technical Information Service.
- Chen, C.-C.** (2012). Lateral Waves in Ground Penetrating Radar Applications. *Proceedings of 14th International Conference on Ground Penetrating Radar*. Shanghai, China.
- Coates, A., & Ng, A. Y.** (2012). Learning Feature Representations with K-means. *Neural Networks: Tricks of the Trade*, 7700(2.), S. 561-580.
- Coates, A., Honglak, L., & Ng, A.** (2011). An Analysis of Single-Layer Networks in Unsupervised Feature Learning. *Proceedings of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. Lauderdale, FL, USA.
- Cotič, P., Jagličić, Z., Niederleithinger, E., Stoppel, M., & Bosiljkov, V.** (09 2014). Image Fusion for Improved Detection of Near-Surface Defects in NDT-CE Using Unsupervised Clustering Methods. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 33(3), S. 384-397.
- Cui, J., Huston, D. R., & Arndt, R. W.** (2013). Data Fusion for Multiple-Sensor Nondestructive Evaluation on Concrete Bridge Deck. *Proceedings of TRB 2013 Annual Meeting*. Washington D.C.
- Czichos, H., Skrotzki, B., & Simon, F.-G.** (2013). *Das Ingenieurwissen: Werkstoffe* . Deutschland: Springer-Verlag Berlin Heidelberg .
- Daniels, D. J.** (2007). *Surface Penetrating Radar* (2. Ausg.). London , UK: Institution of Electrical Engineers.
- Daszykowski, M.** (12 2004). DBSCAN. <http://www.chemometria.us.edu.pl>. Katowice, Polen: Department of Chemometrics, Institute of Chemistry, The University of Silesia.
- Dauberschmidt, C.** (2006). *Untersuchungen zu den Korrosionsmechanismen von Stahlfasern in chloridhaltigem Beton (Dissertation)*. Aachen: RWTH Aachen.
- Davis, A. G.** (2003). The nondestructive impulse response test in North America: 1985-2001. *NDT&E International*, 36, 185-193.
- Della Riccia, G., Lenz, H. J., & Kruse, R.** (2001). *Data Fusion and perception*. CISM, Udine, Italy: Springer-Verlag Wien New York.
- DGZfP B02.** (2014). *Merkblatt zur zerstörungsfreien Betondeckungsmessung und Bewehrungsortung an Stahl- und Spannbetonbauteilen*. Berlin, Deutschland: Deutsche Gesellschaft für Zerstörungsfreie Prüfung.

- DGZfP B03.** (2014). *Merkblatt für elektrochemische Potentialmessungen zur Detektion von Bewehrungsstahlkorrosion.* Berlin, Deutschland: Deutsche Gesellschaft für Zerstörungsfreie Prüfung.
- DGZfP B04.** (1999). *Merkblatt für das Ultraschall-Verfahren zur Zerstörungsfreien Prüfung mineralischer Baustoffe und Bauteile.* Berlin, Deutschland: Deutsche Gesellschaft für Zerstörungsfreie Prüfung.
- DGZfP B05.** (2013). *Merkblatt über das aktive Thermographieverfahren zur Zerstörungsfreien Prüfung im Bauwesen.* Berlin, Deutschland: Deutsche Gesellschaft für Zerstörungsfreie Prüfung.
- DGZfP B10.** (2008). *Merkblatt über das Radarverfahren zur Zerstörungsfreien Prüfung im Bauwesen.* Berlin, Deutschland: Deutsche Gesellschaft für Zerstörungsfreie Prüfung.
- DIN-Fachbericht 102 .** (2009). *Betonbrücken.* (D. D. e.V., Hrsg.) Berlin, Deutschland: Beuth Verlag.
- Dinh, K.,** Gucunski, N., Kim, J., Duong, T. H., & La, H. M. (2015). Attenuation-based Methodology for Condition Assessment of Concrete Bridge Decks using GPR. *Proceedings of the 32nd International Symposium on Automation and Robotics in Construction and Mining (ISARC),* (S. Finland). Oulu.
- Elbern, A. W.,** & Guimarães, L. (1999). Synthetic Aperture Focusing Technique for Image Restoration. *International Symposium on NDT Contribution to the Infrastructure Safety Systems.* Santa Maria, Brazil: UFSM.
- Elsener, B.,** Andrade, C., Gulikers, J., Polder, R., & Raupach, M. (08 2003). Half-cell potential measurements – Potential mapping on reinforced concrete structures. *Materials and Structures, 36,* S. 461-471.
- Ester, M.,** Kriegel, H. P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96).* (S. 226-231). Portland, OR, USA: AAI PRes.
- Fiedler, U.** (2001). NDT Data Fusion in Civil Engineering. In X. E. Gros, *Applications of NDT Data Fusion* (S. 193-204). Norwell, MASS, USA.
- Fisher, R. A.** (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics , 7,* S. 179–188.

- Force Technology.** (2015). *ERE 20 reference electrode*. Abgerufen am 12. 03 2015 von <http://www.forcetechnology.com/en/Menu/Products/Concrete-monitoring/Concrete-monitoring-probes/ere20referenceelektrode.htm>
- Garnier, V.,** Ploix, M. A., & Breysse, D. (2011). Data Fusion to Improve the Concrete Diagnosis. *Nondestructive Testing of Materials and Structures*, 6, S. 1241-1246.
- Gehlen, C.,** Burkert, A., & Ebell, G. (2010). *Validierung zerstörungsfreier Messmethoden zur zuverlässigen Erfassung von Bewehrungskorrosion*. Schlussbericht der Forschungsstelle ZN09464/07, Technische Universität München und Bundesanstalt für Materialforschung und -prüfung (BAM), Berlin.
- Gibson, A.,** & Popovics, J. S. (2005). Lamb Wave Basis for Impact-Echo Method Analysis. *Journal of Engineering Mechanics*, 131(4 ), 438-443.
- Godin, N.,** Huguet, S., Gaertner, R., & Salmon, L. (2004). Clustering of acoustic emission signals collected during tensile tests on unidirectional glass/polyester composite using supervised and unsupervised classifiers. *NDT & E International*, 37(4), 253-264.
- Göller, A.** (1999). MOISTURE MAPPING - Flächen- und tiefenaufgelöste Feuchtemessung mit dem MOIST-Verfahren . *Proceedings vom Feuchtetag '99 Umwelt · Meßverfahren · Anwendungen*. Berlin, Deutschland.
- Gosse, W. S.** (1908). The Probable Error of a Mean. *Biometrika* , 6, S. 302-310.
- Große, C. U.,** & Beutel, R. (2007). Impact-Echo. In *Beton Kalender 2007* (S. 496-504). Berlin: Ernst&Sohn.
- Gros, X. E.** (1997). *NDT Data Fusion*. (S. E. Press, Hrsg.) Bodmin, Cornwall, Great Britain : Arnold London, Sydney, Auckland.
- Gros, X. E.** (2001). *Applications of NDT Data Fusion*. Norwell, Massachusetts, USA: Kluwer Academic Publishers.
- GSSI.** (2005). *GSSI 1.5 GHz Antenna Manual* . (Geophysical Survey Systems, Inc.) Abgerufen am 20. 01 2015 von <http://www.allied-associates.co.uk/pdfmanuals/MN31-079C%20Model%205100%20Manual.pdf>
- Gucunski, N.,** Kee, S. H., La, H., Basily, B., & Maher, A. (2015). Delamination and concrete quality assessment of concrete bridge decks using a fully autonomous RABIT platform . *Structural Monitoring and Maintenance* , 2(1), S. 19-34.

- Gucunski, N.,** Maher, A., & Ghasemi, H. (2013). Condition assessment of concrete bridge decks using a fully autonomous robotic NDE platform. *Bridge Structures*(9), pp. 123-130.
- Gucunski, N.,** Pailles, B., Kim, J., Azari, H., & Dinh, K. (2016). Capture and Quantification of Deterioration Progression in Concrete Bridge Decks through Periodical NDE Surveys. *Journal of Infrastructure Systems*.
- Gucunski, N.,** Romero, F. A., Shokouhi, P., & Makresias, a. J. (2005). Complementary Impact Echo and Ground Penetrating Radar Evaluation of Bridge Decks on I-84 Interchange in Connecticut. Austin TEX, USA: American Society of Civil Engineers.
- Gucunski, N.,** Romero, F., Kruschwitz, S., Feldmann, R., Abu-Hawash, A., & Dunn, M. (2010). Multiple Complementary Nondestructive Evaluation Technologies for Condition Assessment of Concrete Bridge Decks. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*(2201).
- Hastie, T.,** Robert, T., & Friedman, J. (2001). *The Elements of Statistical Learning - Data Mining, Inference, and Prediction* (2. Ausg.). (S. S. Statistics, Hrsg.) New York, USA: Springer.
- Heideklang, R.,** & Shokouhi, P. (2015). Multi-sensor image fusion at signal level for improved near-surface crack detection. *NDT & E International*, 71, 16-22.
- Heideklang, R.,** & Shokouhi, P. (2016). Decision-Level Fusion of Spatially Scattered Multi-Modal Data for Nondestructive Inspection of Surface Defects. *Sensors*, 16(105), S. 1-22.
- Henry, M.,** & Kato, Y. (2011). An assessment framework based on social perspectives and Analytic Hierarchy Process: A case study on sustainability in the Japanese concrete industry. *Journal of Engineering and Technology Management*, 28(4), S. 300-316.
- Hippel, A. R.** (1954). *Dielectrics and waves*. (Wiley, Hrsg.) London, UK: London, Chapman & Hall.
- Holze, R.** (1998). *Leitfaden der Elektrochemie*. Stuttgart, Germany: Teubner Studienbücher.
- Hong, S.,** Lai, W. L., & Helmerich, R. (2015). Experimental monitoring of chloride-induced reinforcement corrosion and chloride contamination in concrete with ground-penetrating radar. *Structure and Infrastructure Engineering*:

- Maintenance, Management, Life-Cycle Design and Performance*, 11(1), S. 15-26.
- Hosseini, S.**, & Lakis, A. A. (2012). Application of time–frequency analysis for automatic hidden corrosion detection in a multilayer aluminum structure using pulsed eddy current. *NDT & E International*, 47(1), 70-79.
- Hubbard, S.**, Zhang, J., Monteiro, J. M., Peterson, J. E., & Rubin, Y. (11 2003). Experimental Detection of Reinforcing Bar Corrosion Using Nondestructive Geophysical Techniques. *Materials Journal*, 100(6), S. 501-510.
- Huston, D.**, Cui, J., Burns, D., & Hurley, D. (2010). Concrete bridge deck condition assessment with automated multisensor techniques. *Structure and Infrastructure Engineering*, 7(7-8), S. 613-623.
- ifo Institut** Niederlassung Dresden. (2013). *Öffentliche Infrastrukturinvestitionen: Entwicklung, Bestimmungsfaktoren und Wachstumswirkungen*. Dresden: BMWi.
- Isgor, O. B.** (2015). *Improved Corrosion Inspection Procedures for Reinforced Concrete Bridges: Electrical Resistivity of Concrete*. Pacific Northwest Transportation Consortium (PacTrans), Oregon State University, USA.
- Jang, R.**, & Hickey, N. (04 2002). *FCM - Data set clustering using fuzzy c-means clustering*. Abgerufen am 06. 12 2016 von <https://de.mathworks.com/help/fuzzy/fcm.html>
- Johannesson, B. F.** (2003). A theoretical model describing diffusion of a mixture of different types of ions in pore solution of concrete coupled to moisture transport. *Cement and Concrete Research*, 33(4), 481-488.
- Johnason, R. A.**, & Wichern, D. W. (2014). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (6. Ausg.). (I. Pearson Education, Hrsg.) Upper Saddle River, New Jersey, USA.
- Jol, H. M.** (2009). *Ground Penetrating Radar Theory and Applications*. Amsterdam, Netherlands: Elsevier Science BV.
- Kaesche, H.** (1979). *Die Korrosion der Metalle: physikalisch - chemische Prinzipien und aktuelle Probleme*. (2. Ausg.). Passau, Deutschland: Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- Keßler, S.** (2015). *Zur Verwertbarkeit von Potentialfeldmessungen für die Zustandserfassung und -prognose von Stahlbetonbauteilen – Validierung und*

- Einsatz im Lebensdauermanagement, Dissertation.* (L. f. Bauwesen, Hrsg.)  
München: Technische Universität München.
- Kessler, R. J., Powers, R. G., & Paredes, M.** (2005). Resistivity Measurements of Water Saturated Concrete as an Indicator of Permeability. *Proceedings of NACE Corrosion 2005*.
- Khaleghi, B., Khamis, A., & Karray, F. O.** (2013). Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art. *Information Fusion, 14*(1), 28-44.
- Kim, J., Yang, G., Udpa, L., & Udpa, S.** (2010). Classification of pulsed eddy current GMR data on aircraft structures. *NDT & E International, 43*(2), 141-144.
- Kind, T.** (2015). *Signatur der Streuung von Radarwellen durch die Heterogenität von Beton, Dissertation* (Bd. 138). Berlin, Deutschland: BAM-Dissertationsreihe.
- Klysz, G., Ferries, X., Balayssac, J., & Laurens, S.** (2005). Simulation of direct wave propagation by numerical FDTD for a GPR coupled antenna. *NDT&E International, S.* 338-347.
- Koch, G., Brongers, M., Thompson, N., Virmani, Y., & Payer, J.** (2002). *Corrosion costs and preventive strategies in the United States*. Technical report, U.S. Department of transportation Federal Highway Administration, CC Technologies Laboratories, Inc. and NACE international.
- Kohl, C., & Streicher, D.** (2006). Results of reconstructed and fused NDT-data measured in the laboratory on site and at bridges. *Cement & Concrete Composites*(28), pp. 402-413.
- Kohl, C., Krause, M., Maierhofer, C., & Wiggerhauser, H.** (2003). 3D-visualisation of NDT data using a data fusion technique. *OR Insight, 45*(12), S. 800-804.
- Krause, M., Mielentz, F., Milmann, B., Müller, W., & Schmitz, V.** (2004). Imaging of Cracks and Honeycombing in Concrete Elements. *Acoustical Imaging Vol 27*, S. 129-137.
- Krautkrämer, J., & Krautkrämer, H.** (1990). *Ultrasonic testing of materials* (4. Ausg.). Berlin, Deutschland: Springer.
- Kulkarni, P.** (2012). *Reinforcement and Systemic Machine Learning for Decision Making* (1 Ausg.). (I. Press, Hrsg.) Hoboken, New Jersey, USA: Wiley.
- Kumar, A., Thavasimuthu, M., Javakumar, T., Kalvanasundaram, P., & Raj, B.** (2000). Structural Integrity Assessment of Ring Beam of a Pressurized Heavy Water Nuclear Reactor Using Impact-Echo Technique. *WCNDT*. Rome, Italien.

- Lasne, Y.,** Paillou, P., Ruffié, G., Serradilla, C., Demontoux, F., Freeman, A., . . . Chapman, B. (2008). Effect of Salinity on the Dielectric Properties of Geological Materials: Implication for Soil Moisture Detection by Means of Radar Remote Sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(6), S. 1674 - 1688.
- Laurens, S.,** Balayssac, J., Rhazi, J., Klysz, G., & Arliguie, G. (2005). Non-destructive evaluation of concrete moisture by GPR: experimental study and direct modeling. *Materials and Structures* 3, S. 827-832.
- Leschnik, W.,** & Schlemm, U. (1999). Dielektrische Untersuchung mineralischer Baustoffe in Abhängigkeit von Feuchte- und Salzgehalt bei 2,45 GHz. *Proceedings vom Feuchtetag '99 Umwelt, Meßverfahren, Anwendungen.* Berlin, Deutschland.
- Liang, M.-T.,** & Su, P.-J. (2001). Detection of the corrosion damage of rebar in concrete using the impact-echo method. *Cement and Concrete Research*, 31, S. 1427-1436.
- Lim, M. K.,** & Cao, H. (2011). Combining multiple NDT methods to improve testing effectiveness. *Construction and Building Materials.*
- Liu, J.,** Danait, N., & Hu, S. (2013). A leave-one-feature-out wrapper method for feature selection in data classification. *Proceedings of 6th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)* . Tianxiang Zhen, China.
- Liu, Z.,** Forsyth, D. S., Komorowski, J. P., Hanasaki, K., & Kirubarajan, T. (2008). Survey: State of the Art in NDE Data Fusion Techniques. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, January 2008, S. 2435-2451.
- Livingston , R. A.,** Ormsby, C., Amde, A. M., Ceary, M., McMorris, N., & Finnerty, P. (2006). *Field Survey of Delayed Ettringite Formation Related Damage in Concrete Bridges in the State of Maryland.* Georgetown, VA, USA: Office of Infrastructure R&D, Federal Highway Administration.
- Livingston, R.,** McMorris, N., Lijeron, C., & Amde, A. (2009). Non-linear Frequency Domain Techniques for Processing Impact-Echo Signals for Distributed Damage in Concrete. *Proceedings of 7th International Symposium on Non Destructive testing in Civil Engineering proceedings.* Nantes, France.

- Luo, R. C., & Kay, M. G.** (1992). Data Fusion and Sensor Integration: State-of-the-art 1990s. In M. A. Abidi, & R. C. Gonzalez, *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*. 1992. San Diego, USA: Academic Press Inc.
- Müller, H. S., Fenchel, M., Wiggerhauser, H., & Maierhofer, C.** (2010). *Zerstörungsfreie Ortung von Gefügestörungen im Beton*. DAfStB Forschungsbericht. Berlin: Beuth.
- MacQueen, J.** (1967). Some Methods for Classification and Analysis of Multi Variate Observations. *Proc. of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* (pp. 281-297). Los Angeles, CALIF USA: University of California Press.
- Maser, K., & Bernhardt, M.** (2000). Statewide bridge deck survey using ground penetrating radar. *Proceedings of Structural Materials Technology IV - An NDT Conference* (S. 31-37). Atlantic City, NJ, USA: Technomic Publishing Company, Incorporated.
- Mather, P., & Koch, M.** (2011). *Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction*. West Sussex, UK: Wiley Blackwell.
- Mayer, K., Langenberg, K.-J., Krause, M., & Mielentz, F.** (1 2008). Characterization of Reflector Types by Phase-Sensitive Ultrasonic Data Processing and Imaging. *Journal of Nondestructive Evaluation* , 27(1), S. 35-45.
- Miziolek, A. E.** (2006). *Laser-Induced Breakdown Spectroscopy (LIBS) – Fundamentals and Applications*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Montemor, M. F., Simoes, A. M., & Ferreira, M. G.** (2003). Chloride-induced corrosion on reinforcing steel: from the fundamentals to the monitoring techniques. *Cement & Concrete Composites*, 25, 491-502.
- Morris, W., Vico, A., Vazques, M., & Sanchez, S.** (2002). Corrosion of reinforcing steel evaluated by means of concrete resistivity measurements . *Corrosion Science*, 44, S. 81-99.
- Nürnberg, U.** (1996). *Korrosion und Korrosionsschutz im Bauwesen, Teil I* (1 Ausg., Bd. 1). Berlin und Wiesbaden, Deutschland: Bauverlag.
- Nygaard, P. V., & Geiker, M. R.** (2012). Measuring the corrosion rate of steel in concrete – effect of measurement technique, polarisation time and current . *Materials and Corrosion* , 63(3), S. 200-214.



- Oh, B. H., & Jang, S. Y.** (2007). Effects of material and environmental parameters on chloride penetration profiles in concrete structures. *Cement and Concrete Research*, 37, 47-53.
- Park, C., Choi, H., & Choe, Y.** (2009). Self-Organization of tactile Rexeptive Field: Exploring their textural Origin and their Representational Properties. *Proceedings of Advances in Self-Organizing Maps: 7th International Workshop, WSOM*, (S. 228-236). St. Augustine, FL, USA.
- Peil, U.** (2003). Lebensdauerermittlung ermüdungsbeanspruchter Stahlbauten. *Der Prüfenieur*, 32-55.
- Persico, R.** (2014). *Introduction to Ground Penetrating Radar: Inverse Scattering and Data Processing* (1. Ausg.). (Wiley, Hrsg.) IEEE Press.
- Ploix, M. A., Garnier, V., Breysse, D., & Moysan, J.** (2011). NDE data fusion to improve the evaluation of concrete structures. *NDT&E International*, S. 442-448.
- Pohl, C., & van Genderen, J. L.** (1998). Multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, 19(5), S. 823-854.
- Popovic, J. S.** (1997). Effects of Poisson's Ratio on Impact-Echo Test Analysis. *Journal of Engineering Mechanics*, 123(8), S. 843-851.
- Pourbaix, M.** (1974). *Atlas of electrochemical equilibria in aqueous solutions*. Houston, TEX, USA: National Association of Corrosion Engineers.
- Proceq 1.** (2016). *Corrosion Analysis - Canin+*. Abgerufen am 16. 08 2017 von <http://www.canin-concrete-corrosion.com>
- Proceq 2.** (2016). *Resipod Resistivity Meter*. Abgerufen am 16. 08 2016 von <http://www.proceq.com/nondestructivetestequipment/concrete-testing/moisture-corrosion-analysis/resipod.html>
- Ramos, L. F., Miranda, T., Mishra, M., M., F. F., & Manning, E.** (2015). A Bayesian approach for NDT data fusion: The Saint Torcato church case study. *Engineering Structures*(84), S. 120-129.
- Raupach, M., & Schießl, P.** (2001). Macrocell sensor systems for monitoring of the corrosion risk of the reinforcement in concrete structures. *NDT&E international*, 34, 435-442.
- Raupach, M., Reichling, K., Wiggenhauser, H., Stoppel, M., Dobmann, G., & Kurz, J.** (2008). BETOSCAN – An instrumented mobile robot system for the diagnosis

- of reinforced concrete floors. In Proceedings of *International Conference on Concrete Repair, Rehabilitation and Retrofitting, ICCRRR-2*, (S. 651-655). Capetown, South Africa.
- Reichling, K.**, Raupach, M., Wiggerhauser, H., Stoppel, M., Dobmann, & G. Kurz, J. (2009). BETOSCAN – Robot controlled non-destructive diagnosis of reinforced concrete decks. *NDTCE'09, Non-Destructive Testing in Civil Engineering*, Nantes, France.
- Revie, R. W.**, & Uhlig, H. H. (2008). *Corrosion and Corrosion Control - An introduction to corrosion Science and Engineering* (4th Edition). (I. John Wiley & Sons, Hrsg.) Hoboken, NJ, USA: Wiley-Interscience.
- Revie, R. W.**, & Uhlig, H. H. (2008). *Corrosion and Corrosion Control - An Introduction to Corrosion Science and Engineering*. NJ, USA: John Wiley and Sons, Inc.
- RILEM TC 124-SRC**. (1994). Draft recommendation for repair strategies for concrete structures damaged by reinforcement corrosion. *Materials and Structures*, 171(27), S. 415 - 436.
- RILEM TC 154-EMC**. (2003). Half-cell potential measurements - Potential mapping on reinforced concrete structures. *Materials and Structures*, 36(261), 461 - 471.
- Ruser, H.**, & León, F. P. (2006). Methoden der Informationsfusion - Überblick und Taxonomie. In *Informationsfusion in der Mess- und Sensortechnik* (S. 1-20). Karlsruhe, Deutschland: Universitätsverlag Karlsruhe.
- Sánchez, M.**, Gregori, J., Alonso, M., García-Jareño, J., & Vicente, F. (2006). Anodic growth of passive layers on steel rebars in an alkaline medium simulating the concrete pores. *Electrochimica Acta*, 52, S. 47-53.
- Sadowski, L.** (2013). Methodology for Assessing the Probability of Corrosion in Concrete Structures on the Basis of Half-Cell Potential and Concrete Resistivity Measurements. *The Scientific World Journal*.
- Samet, H.** (2006). *Foundations of Multidimensional and Metric Data Structures*. (M. Kaufmann, Hrsg.), MD, USA: Eselvier.
- Sansalone, M. J.**, & Carino, N. J. (1986). *Impact-echo: A method for flaw detection in concrete using transient stress waves*. Gaithersburg, Maryland, USA: National Bureau of Standards.
- Sansalone, M. J.**, & Streett, W. B. (1997). *Impact-echo: non-destructive evaluation of concrete and masonry*. Ithaca, New York, USA: Bullbrier Press.

- Schölkopf, B.** (2001). Statistical Learning and Kernel Methods. In G. D. Riccia, H.-J. Lenz, & R. Kruse (Hrsg.), *Data Fusion and Perception* (1. Ausg., S. 3-24). Italien: Springer-Verlag Wien New York.
- Scholz, W.,** & Knoblauch, H. (2007). *Baustoffkenntnis* (16. Ausg.). (W. Kluwer, Hrsg.) Köln, Deutschland: Werner Verlag.
- Schubert, F.,** & Köhler, B. (2008). Ten Lectures on Impact-Echo. *Journal of Nondestructive Evaluation*, S. 5-21.
- Schubert, F.,** Wiggerhauser, H., & Lausch, R. (2004). On the accuracy of thickness measurements in impact-echo testing of finite concrete specimens—numerical and experimental results. *Ultrasonics*, 42(1-9), 897-901.
- Sengul, O.,** & Gjörv, O. E. (2008). Electrical Resistivity Measurements for Quality Control During Concrete Construction. *ACI Materials Journal*, 105(6).
- Sensortec.** (2015). *Sensortec anode ladder*. Abgerufen am 13. 03 2015 von <http://www.sensortec.de/sensoren-sensors/anodenleiter-anode-ladder>
- Shokouhi, P.** (2005). *Comprehensive evaluation of concrete bridge decks using Impact Echo, Dissertation*. NJ, USA: University of New Jersey.
- Shokouhi, P.,** Wolf, J., & Wiggerhauser, H. (2014). Detection of Delamination in Concrete Bridge Decks by Joint Amplitude and Phase Analysis of Ultrasonic Array Measurements. *Journal of Bridge Engineering*, 19, S. 04013005-1 - 04013005-11.
- Siebert, W. M.** (1985). *Circuits, Signals, and Systems*. Cambridge USA: MIT Press.
- Silva, T. C.,** & Zhao, L. (2016). *Machine Learning in Complex Networks* (1. Ausg.). Zürich, Schweiz: Springer.
- Song, H.-W.,** & Saraswathy, V. (2007). Corrosion Monitoring of Reinforced Concrete Structures - A Review. *International Journal of electrochemical science*, 1-28.
- Stanish, K. D.,** Hooton, R. D., & Thomas, M. D. (1997). *Testing the Chloride Penetration Resistance of Concrete: A Literature Review*. Toronto, Canada: Department of Civil Engineering, University of Toronto.
- Stern, M.,** & Geary, A. L. (1957). Electrochemical Polarization I. A Theoretical Analysis of the Shape of Polarization Curves. *Journal of the electrochemical society*, 104(1), S. 56-63.
- Stoppel, M.** (2011). *Differenzpotentialfeldmessung in der automatisierten Prüfung von Stahlbetonbauteilen* (Bd. 75). Berlin, Germany: BAM-Dissertationsreihe.

- Strehblow, H.** (1984). Breakdown of passivity and localized corrosion: Theoretical concepts and fundamental experimental results. *Werkstoffe und Korrosion*, 35, S. 437-448.
- Swanson, D. C.** (2000). *Signal Processing for Intelligent Sensor Systems*. State College, PA, USA: Marcel Dekker, Inc.
- Swets, J.** (1996). *Signal Detection Theory and Roc Analysis in Psychology and Diagnostics: Collected Papers*. Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates .
- Taffe, A.,** Gardei, A., Krause, M., Maierhofer, C., & Wiggerhauser, H. (2004). Automatisierung zerstörungsfreier Prüfverfahren für das Bauwesen mit einem schienenverfahrbaren, modularen Messsystem Bauteile schneller und genauer untersuchen. *Materialprüfung*, 46(7-8), 397-403.
- The MathWorks, Inc. 1.** (2014). *KMEANS K-means clustering*. Abgerufen am 06. 12 2016 von <https://de.mathworks.com/help/stats/kmeans.html>
- The MathWorks, Inc. 2.** (2014). *fitglm Matlab Funktion*. Abgerufen am 06. 12 2016 von <https://de.mathworks.com/help/stats/fitglm.html>
- Torres-Luque, M.,** Bastidas-Arteaga, E., Sanchez-Silvia, M., & Osma, J. F. (2014). Non-destructive methods for measuring chloride ingress into concrete: State-of-the-art and future challenges. *Construction and Building Materials*, 68, 68-81.
- Trejo, D.,** Halmen, C., & Reinschmidt, K. (2009). *Corrosion Performance Tests for Reinforcing Steel in Concrete: Technical Report*. College Station, Texas, USA: The Texas A&M University System.
- Turner-Fairbank Highway Research Center.** (2014). *An FHWA Special Study: Post-Tensioning Tendon Grout Chloride Thresholds*. Georgetown, VA, USA : U.S. Departement of Transportation.
- Tuutti, K.** (1982). *Corrosion of steel in concrete*. Stockholm: Swedish Cement and Concrete Reseach Institute.
- Uus, A.,** Slabaugh, G., Hovens, M., Godding, H., Twist, S., Roberts, S. D., & Nardoni, G. (2016). NDT sensor fusion in structural pavement condition surveys. *Proceedings of ITC Infra Mation 2016*, (S. 2016-075 Uus 1-7 ). Las Vegas, NEV, USA.

- Völker, C.**, & Shokouhi, P. (2015). Multi sensor data fusion approach for automatic Honeycomb detection in concrete. *NDT&E International*, 71, 54-60.
- Vassie, P. R.** (1978). *Evaluation of techniques for investigating the corrosion of steel in concrete*. Supplementary Report 397, Transport and Road Research Laboratory, Crowthorne, Berkshire USA.
- Walker, S. H.**, & Duncan, D. B. (1967). Estimation of the Probability of an Event as a Function of Several Independent Variables. *Biometrika*, 54(1/2), 167-179.
- Wasserman, L.** (2004). *All of Statistics -a concise course in statistical inference*. (S. N. York, Hrsg.) New York, USA.
- Wiggenhauser, H.** (2009). Advanced NDT methods for the assessment of concrete structures. *7th International Symposium on Non Destructive testing in Civil Engineering proceedings*. Nantes, France: Taylor & Francis Group.
- Wiggenhauser, H.**, & Taffe, A. (2012). NDT in Civil Engineering: Research, Application, Validation and Training. *18th World Conference on Nondestructive Testing*. Durban, South Africa.
- Wiggins, J. W.** (1984). Kirchhoff integral extrapolation and migration of nonplanar data. *Geophysics*, 49(8), 1239–1248.
- Yeih, W.**, & Huang, R. (1998). Detection of the corrosion damage in reinforced concrete members by ultrasonic testing. *Cement and Concrete Research*, 28(7), S. 1071-1083.
- Zhang, R.**, Olson, L. D., Seibi, A., Helal, A., Khalil, A., & Rahim, M. (2010). Improved Impact-Echo Approach for Non-Destructive Testing and Evaluation. *Proceedings of the 3rd WSEAS international conference on Advances in sensors, signals and materials*. Faro, Portugal: World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS).
- Zoëga, A.** (2011). *Spannungsabhängigkeit elastischer Wellen in Beton, Dissertation*. (F. V.-P. Berlin, Hrsg.) Berlin, Deutschland.

## Anhang

### Abbildungsverzeichnis

- Abbildung 1.1: Oberflächenoffenes Kiesnest in einer Stahlbetonwand..... - 15 -
- Abbildung 2-1: Pourbaix-Diagramm aus (Revie & Uhlig, 2008) für ein Eisen-Wasser bei 25°C. .... - 25 -
- Abbildung 2-2: Schematische Darstellung der Ultraschall-Puls-Echo-Messung; links: Messung mit Sender (S) - Empfänger (E) Prüfkopf an einem Betonprobekörper mit Einbauteil an drei verschiedenen Messpositionen (I., II. und III.) und kürzeste Schallwege; rechts: Zu den Positionen I.-III. korrespondierende Messsignale im Zeitbereich. .... - 35 -
- Abbildung 2-3: Schematische Darstellung der Impact-Echo-Messung; links: Messung mit Hammer als Sender (S) – und Empfänger (E) Prüfkopf an einem Betonprobekörper mit Einbauteil an zwei verschiedenen Messpositionen (I. und II.) und Schallwege; rechts: Zu den Positionen I. und II. korrespondierendes Frequenzspektrum der Messsignale mit dominanter Dickenresonanzfrequenz. .... - 37 -
- Abbildung 2-4: Schematische Darstellung der Radarmessung; links: Messung mit Sender (S) - Empfänger (E) Antenne an einem Betonprobekörper mit Bewehrung; Mitte: korrespondierendes Radargramm im Zeitbereich mit Hyperbeln an der Stelle der Bewehrung; rechts: migriertes Radargramm mit Bewehrung im Ortsbereich..... - 39 -
- Abbildung 2-5: Messprinzip der Potentialfeldmessung aus (DGZfP B03, 2014). Oben: Messprinzip; unten: beispielhaftes an der Betonoberfläche gemessenes Potential bei aktiver Korrosion. .... - 43 -
- Abbildung 2-6: Übliche Potentialbereiche von Bewehrungsstahl aus Merkblatt B3 der DGZfP (DGZfP B03, 2014). .... - 44 -

- Abbildung 2-7: Relative Feuchtigkeit in Masse-Prozent aus Mikrowellenmessung an einem Betonprobekörper in einer Tiefe von 20 Zentimeter mit regelmäßig auftretenden Störsignalen an den Stellen der Bewehrung (rot markiert). ..... - 48 -
- Abbildung 2-8: Beispiel für die Wahrscheinlichkeits- (rote und blaue Linien) und Häufigkeitsverteilungen (rote und blaue Flächen) der Klassen „Defekt“ (rot) und „Intakt“ (blau) für zwei Sensoren als Zufallsvariable  $X$  (links: Sensor 1; rechts: Sensor 2). ..... - 54 -
- Abbildung 2-9: Beispiel für einen zweidimensionalen Merkmalsraum aus den Sensorwerten von Abbildung 2-8 (links) und Wahrscheinlichkeits- (rote und blaue Linien) und Häufigkeitsverteilungen (rote und blaue Flächen) der Klassen „Defekt“ (rot) und „Intakt“ (blau) entlang der Ebene  $E$  nach Gleichung ( 2-29) (rechts). ..... - 57 -
- Abbildung 2-10: Schematische Darstellung des DBSCAN Algorithmus für einen zweidimensionalen Datensatz. .... - 62 -
- Abbildung 2-11: Verlauf der Sigmoid-Funktion für Merkmalswerte von minus zehn bis plus zehn bei Theta  $\theta$  gleich 0,5 (blau), eins (schwarz) und zwei (rot). ..... - 63 -
- Abbildung 3-1: Links: Ansicht des Prüfobjektes „Großer Betonprobekörper“ (GBP); Rechts: Ansicht des Prüfobjektes All Inclusive (AI). .... - 66 -
- Abbildung 3-2: Halbkugelförmiges Kiesnest (wie im AI eingebaut) vor der Versiegelung der Oberfläche mit Zementleim. .... - 67 -
- Abbildung 3-3; Links: Seitenansicht des Messfeldes vor der Betonage mit den Kiesnestern (K1, K2 und K3), dem Polystyrolkeil (PK) und den Grenzen des Messfeldes; Rechts: Eine Computergrafik des Probekörpers im Messbereich mit der oberen und unteren Bewehrung, den Kiesnestern und dem Polystyrolkeil. .... - 68 -
- Abbildung 3-4; Links: Seitenansicht des Messfeldes vor der Betonage mit dem Kiesnest (K) und den Grenzen des Messfeldes; Rechts: Eine Computergrafik des Probekörpers im Messbereich mit der oberen und unteren Bewehrung und den Kiesnestern. .... - 69 -

Abbildung 3-5: Darstellung des Frequenzspektrums eines IE-Signals mit Parametern für die Berechnung des Q-Faktors. .... - 73 -

Abbildung 3-6: Median normierte Merkmale aus den Messungen am GBP-Probekörper mit Kiesnestposition (rot); Links: Merkmal aus US-Messungen: Inverse Amplitude an der erwarteten Stelle der Rückwand. Mitte: Merkmal aus den Radarmessungen: pixelweise invertierte Reflexionsamplitude oberhalb der unteren Bewehrung; Rechts: Merkmal aus den IE-Messungen: Q-Faktor der Plattenresonanzfrequenz. .... - 75 -

Abbildung 3-7: Median normierte Merkmale aus den Messungen am AI-Probekörper mit Kiesnestposition (rot); Links: Merkmal aus US-Messungen: Inverse Amplitude an der erwarteten Stelle der Rückwand. Mitte: Merkmal aus den Radarmessungen: pixelweise invertierte Reflexionsamplitude oberhalb der unteren Bewehrung; Rechts: Merkmal aus den IE-Messungen: Q-Faktor der Plattenresonanzfrequenz. .... - 75 -

Abbildung 3-8: Unterteilung des FS in zwei Cluster durch den K-Means Algorithmus für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts) mit den Zentren der Cluster. .... - 77 -

Abbildung 3-9: K-Means Cluster im Ortsbereich mit der Position der Kiesnester (rot) für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts). .... - 77 -

Abbildung 3-10: Unterteilung des FS in zwei Cluster durch den Fuzzy C-Means Algorithmus für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts) mit Zentren der Cluster. .... - 79 -

Abbildung 3-11: Mitgliedschaftsgrad von einem von zwei der Fuzzy C-Means Cluster im Ortsbereich mit der Position der Kiesnester (rot) für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts). .... - 79 -

Abbildung 3-12: Unterteilung des FS in Core, Border und Noise Elemente durch den DBSCAN Algorithmus für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts). .... - 80 -



- Abbildung 3-13: Cluster-Ergebnis des DBSCAN im Ortsbereich mit der Position der Kiesnester (rot) für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts)..... - 81 -
- Abbildung 3-14: Tiefpassgefiltertes Ergebnis des DBSCAN Algorithmus im Ortsbereich mit der Position der Kiesnester (rot) für den Datensatz vom GBP (links) und den Datensatz vom AI (rechts)..... - 82 -
- Abbildung 3-15: Receiver-Operating-Characteristic (ROC)-Kurven für die einzelnen Testverfahren und Fusionsansätze. Die Fläche unter der Kurve (AUC) ist in der Legende angegeben. .... - 84 -
- Abbildung 4-1: Korrosionsprobekörper; Links: Draufsicht auf Probekörper mit Einbauteilen vor der Betonage; Rechts: Ansicht des Korrosionsprobekörpers im Labor während einer Scannermessung. .... - 88 -
- Abbildung 4-2: Probekörper mit Salzwasserbad während des potentiostatischen Chlorideintrags. .... - 90 -
- Abbildung 4-3: Depassivierungssensoren mit einer Tiefenauflösung von fünf Millimetern in zwei Reihen; Links: Einbau vor der Betonage; Mitte: Sensoren im Probekörper nach der Betonage; Rechts: Korrodierte Sensorspitzen nach Abschluss der Chloridpenetration. .... - 91 -
- Abbildung 4-4: Schaltskizzen für die Arbeitsschritte zur Erzeugung der Verwitterungsstufen; Oben links: Chlorideintrag und Überwachung; Oben rechts: Probekörperkomponenten; Unten links: Korrosionserzeugung; Unten rechts: Korrosionsüberwachung. .... - 93 -
- Abbildung 4-5: Computergrafik des Korrosionsprobekörpers mit der Position der Bewehrung (schwarz) und der Defektstelle (rot) im Messfeld für Kampagne 1 (links) und Kampagne 2 (rechts)..... - 94 -
- Abbildung 4-6: Korrosionsinitiierung; Links: Elektroden mit Edelstahlschweißdrahtanschluss; Rechts: Salzwasserbad mit Mangan-Mischoxid-Netz in Salzwasserlösung. .... - 94 -

- Abbildung 4-7: Zeitstrahl mit Datum (Jahr-Monat-Tag) der Messungen und Kennzeichnung des zugehörigen Probekörperzustands. .... - 97 -
- Abbildung 4-8: Potentiale der Depassivierungssensoren in fünf, zehn, 15 und 20 Millimetern Tiefe gegen die ERE 20 MnO<sub>2</sub>-Referenzelektrode (Position 1 und 3 an den Stirnseiten, Position 2 und 4 an den Längsseiten) für Kampagne eins..... - 99 -
- Abbildung 4-9: Potentiale der Depassivierungssensoren in fünf, zehn, 15 und 20 Millimetern Tiefe gegen die ERE 20 MnO<sub>2</sub>-Referenzelektrode (Position 1 und 3 an den Stirnseiten, Position 2 und 4 an den Längsseiten) für Kampagne zwei..... - 100 -
- Abbildung 4-10: Bewehrungspotential gegen die ERE 20 MnO<sub>2</sub>-Referenzelektrode (oben) und der eingebrachte Polarisationsstrom (unten) für Kampagne eins (links) und Kampagne zwei (rechts). .... - 101 -
- Abbildung 4-11: Chloridkonzentrationen in Masseprozent bezogen auf den Zementgehalt an der Stelle der Korrosionselektroden (die Korrosionselektroden sind weiß markiert) für Kampagne eins (links) und Kampagne zwei (rechts); Die Gesteinskörnung ist nicht dargestellt (schwarze Flächen)..... - 102 -
- Abbildung 4-12: Chloridkonzentrationen in Masseprozent bezogen auf den Zementgehalt an den Depassivierungssensoren für Kampagne eins; Die Gesteinskörnung ist nicht dargestellt (schwarze Flächen)..... - 103 -
- Abbildung 4-13: Chloridkonzentrationen in Masseprozent bezogen auf den Zementgehalt an den Depassivierungssensoren für Kampagne zwei; Die Gesteinskörnung ist nicht dargestellt (schwarze Flächen)..... - 104 -
- Abbildung 4-14: Merkmal 3 – Bilinear interpoliertes Bewehrungspotential, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) gegen eine Kupfer-Sulfat-Referenzelektrode mit rot markierten Korrosionsstellen. .... - 106 -
- Abbildung 4-15: Merkmal 4 – Bilinear interpolierte relative Potentialänderung der Bewehrung, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2)

gegen eine Kupfer-Sulfat-Referenzelektrode mit rot markierten Korrosionsstellen.  
..... - 107 -

Abbildung 4-16: Merkmal 5 – Bilinear interpolierter elektrischer Betonwiderstand, 18  
verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit der Wenner-  
Sonde..... - 108 -

Abbildung 4-17: Merkmal 6 – Bilinear interpolierte relative Betonfeuchte, 18  
verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit einem  
Mikrowellenprüfkopf. .... - 109 -

Abbildung 4-18: Versuchsaufbau zur Simulation von drei Grenzfällen: Box mit Luft  
(links), Box mit Leitungswasser (Mitte), Box mit Salzlösung (rechts)..... - 111 -

Abbildung 4-19: Interpolierte Oberflächenwellen (links) mit zugehörigem  
Frequenzspektrum (rechts) für drei Grenzfälle: Messung auf Luft (oben), Messung  
auf Leitungswasser (Mitte), Messung auf gesättigter Salzlösung (oben). .... - 112 -

Abbildung 4-20: Merkmal 1 – Energie der Radar-Oberflächenwelle, 18 verschiedene  
Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2). .... - 114 -

Abbildung 4-21: Merkmal 2 – Frequenz der Radar-Oberflächenwelle, 18 verschiedene  
Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2). .... - 115 -

Abbildung 4-22: Merkmal 7 – tiefenkorrigierte Bewehrungsamplitude aus dem  
Radarsignal, 18 verschiedene Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2)  
mit rot markierten Korrosionsstellen..... - 118 -

Abbildung 4-23: Fusionsergebnis aus logistischer Regression mit allen Merkmalen von  
18 verschiedenen Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot  
markierten Korrosionsstellen..... - 121 -

Abbildung 4-24: Fusionsergebnis aus logistischer Regression ohne die Merkmale fünf  
und sechs (vergleich Tabelle 4-3) von 18 verschiedenen Messungen (Vergleich  
Tabelle 3-1 und Tabelle 3-2) mit rot markierten Korrosionsstellen. .... - 127 -

Abbildung 4-25: Fusionsergebnis aus logistischer Regression ohne die Merkmale eins,  
zwei, fünf und sechs (vergleich Tabelle 4-3) von 18 verschiedenen Messungen

(Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot markierten Korrosionsstellen..... - 128 -

Abbildung 4-26: Korrosionswahrscheinlichkeiten ermittelt nach den Grenzwerten für die Potentiale nach ASTM C876 von 18 verschiedenen Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot markierten Korrosionsstellen. .... - 129 -

Abbildung 4-27: Korrosionswahrscheinlichkeiten ermittelt aus den relativen Potentialänderungen nach Merkblatt B3, von 18 verschiedenen Messungen (Vergleich Tabelle 4-1 und Tabelle 4-2) mit rot markierten Korrosionsstellen..... - 130 -

## Symbol und Abkürzungsverzeichnis

### A

AI	„All Inclusive Probekörper“
AKR	Alkali-Kieselsäure-Reaktion
$\alpha$	Absorptionsfaktor
	Elektrodenabstand (Wenner-Widerstandsmessung)

### B

$\beta$	Phasenkonstante
$\beta_K$	Empirisch ermittelter Korrekturfaktor 0,96 (Impact-Echo)

### C

$C$	Klasse
$C_i$	Vektor mit Elementen, zugehörig zum $i$ -ten Cluster Zentrum
$c_p$	Longitudinalwellengeschwindigkeiten
$c_r$	Rayleigh-Wellengeschwindigkeiten
$c_s$	Transversalwellengeschwindigkeiten
$c_0$	Lichtgeschwindigkeit im Vakuum

### D

$d$	Magnitude des Signals in einer Tiefe
$\delta$	Verlustwinkel
$\Delta E$	Potentialdifferenz
$\delta_\epsilon$	Gesamt-elektrischer Verlustfaktor
$\Delta E$	Potentialdifferenz
DBSCAN	Dichtebasierte Cluster-Bildung
$dist$	Distanzfunktion

### E

$E$	Vektor der projizierten Merkmalswerte
	Feldstärke
	elektrisches Potential
$E_{dyn}$	Dynamisches Elastizitätsmodul
$e^-$	Elektron
$\epsilon$	Radius Epsilon
$\epsilon_0$	elektrische Feldkonstante

$\varepsilon_r$	Verhältnis der effektiven Dielektrizität $\varepsilon_e$ des Materials zur elektrischen Feldkonstante $\varepsilon_0$ (relative Dielektrizitätszahl)
$\varepsilon_r'$	Realteil der relativen Permittivität (Dielektrische Polarisation)
$\varepsilon_r''$	Imaginärteil der relativen Permittivität (Dielektrischer Verlustfaktor)

### F

$f$	Vektor eines Signals Frequenz
$f'$	Skalierter Vektor eines Signals
$F$	Merkmalsmatrix
FNR	False-Negative-Rate (engl.)
FPR	False-Positive-Rate (engl.)

### G

$\gamma$	Ausbreitungskonstante
GBP	„Großer Beton Probekörper“

### H

### I

$I$	Eingespeister Wechselstrom (Wenner-Widerstandsmessung)
$I_{cor}$	Korrosionsstrom
IE	Impact-Echo

### J

### K

$k$	Verhältnis zwischen Longitudinal und Transversalwellengeschwindigkeit
$\kappa$	Ionenleitfähigkeit ( $S/m$ )

### L

LDA	Lineare Diskriminanz Analyse
LIBS	Laser Induced Breakdown Spectroscopy (engl.)

### M

$m$	skalärer Parameter zur Steuerung der <i>Fuzziness</i> (Unschärfe)
$\mu_0$	magnetische Feldkonstante ( $N/A^2$ )
$\mu_{dyn}$	Dynamische Querdehnzahl (-)

$\mu_r$	Verhältnis der effektiven Magnetizität $\mu_e$ des Materials zur magnetische Feldkonstante $\mu_0$
$Me$	Metall
$Me^+$	Metallion
ML	Machine-Learning (engl.)
MW	Mikrowellen-Feuchtemessung
<b>N</b>	
$N_\epsilon$	Epsilon-Nachbarschaften
<b>O</b>	
$\omega$	Kreisfrequenz
OW	Oberflächenwelle
$Ox^{m+}$	$m$ -fach positiv geladenes Oxidationsmittel
<b>P</b>	
PO	Potentialfeldmessungen
<b>Q</b>	
<b>R</b>	
$R$	Elektrischer Widerstand
$R_{p,an}$	Anodischer Polarisationswiderstand
$R_{p,cath}$	Kathodischer Polarisationswiderstand
$R_{el}$	Elektrolytwiderstand
$R_{Metall}$	Metalleiterwiderstand
$r_{long}$	Anteil der reflektierten Longitudinalwelle
$r_{trans}$	Anteil der reflektierten Transversallwelle
$\rho$	Spezifischer Widerstand des Betons ( $k\Omega cm$ ) Dichte ( $kg/mm^3$ )
$Red^+$	Reduktionsprodukt
ROC	Receiver-Operator-Characteristics (engl.)
<b>S</b>	
$\Sigma$	Kovarianzmatrix

$\sigma$	Elektrische Leitfähigkeit ( $\frac{S}{m}$ )
	<b>T</b>
$t$	Zeitpunkt
$\theta$	Regressionskoeffizient
TNR	True-Negative-Rate (engl.)
TPR	True-Positive-Rate (engl.)
	<b>U</b>
$U_{diff}$	Treibspannung
$u_{ik}$	Zugehörigkeiten des $i$ -ten von insgesamt $n$ FS-Elementen zum $k$ -ten
US	Ultraschall Impuls-Echo
	<b>V</b>
$v$	Geschwindigkeit
	<b>W</b>
$w$	Projektionsvektor
$w_0$	Schnittpunkt der projizierten Merkmale mit für $x_i = 0$
WR	Wenner-Widerstandsmessungen
	<b>X</b>
$X$	Merkmalsmatrix
$\bar{X}$	Vektor der Zentren der Klassen
$x_l$	$l$ -te Zeile der Merkmalsmatrix
	<b>Y</b>
$y$	Klassenzugehörigkeit
	<b>Z</b>
$Z$	Akustische Impedanz
$z$	Ortsindex in Feldgleichung
ZfP	Zerstörungsfrei Prüfung



## **Danksagungen**

Ich danke allen, die mich auf meinem Weg herausgefordert und ermutigt haben. Die Arbeit wurde von Professor Christian Boller (Universität des Saarlandes, Deutschland) betreut, dem ich für seine Anleitung und die zahlreichen wertvollen Diskussionen danken möchte. Mein besonderer Dank gilt der Zweitbetreuerin Juniorprofessorin Sabine Kruschwitz (Technische Universität Berlin, Deutschland) für Ihre wertvolle wissenschaftliche Begleitung und für Ihre langjährige Freundschaft. Ihre aufschlussreichen Fragen und kompetenter Rat lieferten einen großen Beitrag zur Verbesserung dieser Arbeit. Ich freue mich sehr, dass ich die Gelegenheit hatte, mit Professorin Parisa Shokuhi (Pennsylvania State University, USA) zu arbeiten und von Ihrem Fachwissen profitieren und lernen konnte. Ich danke dem Deutsch-Indischen Wissenschafts- und Technologiezentrum (IGSTC) für die großzügige finanzielle Unterstützung durch das Deutsche Luft und Raumfahrtzentrum (DLR) (Fördernummer: 01DQ12088A). Die Bundesanstalt für Materialforschung und -prüfung (BAM, Berlin, Deutschland) stellte die Rahmenbedingungen für diese Forschung zur Verfügung. Ich bin besonders dem Fachbereichsleiter Professor Herbert Wiggerhauser für seine Bemühungen und seinem persönlichen Engagement zu großem Dank verpflichtet. Ich schätze die Kompetenz und Professionalität der Mitarbeiter der BAM. Ich danke allen Mitarbeitern, die mich in meiner Arbeit unterstützt haben. Meine tiefste Anerkennung gilt insbesondere René Heideklang, für seine überragenden Kenntnisse im Bereich der Multisensordatenfusion und Gino Ebell für seine außerordentliche fachliche Kompetenz im Bereich der Korrosion von Baustahl. Unsere inspirierenden Diskussionen lieferten den Anstoß zu zahlreichen in dieser Arbeit vorgestellten Untersuchungen.

Letztlich möchte ich meiner Familie den Dank geben, den sie so reichlich verdient. Ich danke meinen Eltern. Sie haben mich geduldig erzogen und bei Rückschläge sowie Erfolgen entschlossen an meiner Seite gestanden. Ich danke meinem Vater Sven-Uwe Völker vielmals für sein umfangreiches Lektorat. Ich bedanke mich bei meinem Onkel Dr. Andreas Rinke für seine vielseitige Unterstützung bei meinem Studium des Bauingenieurwesens. Sein Interesse an meiner Arbeit hat mich aufrichtig ermutigt. Ich widme diese Arbeit meinem Opa Waldemar Rinke, der mein technisches Interesse seit meiner frühesten Kindheit förderte.