



Abschlussbericht zum Vorhaben „Berührungslose Detektion von menschlicher Haut anhand der Sauerstoffsättigung – DOS¹“ (FP-0386)

Forschungsleiter

Prof. Dr. Robert Scholl

Tel. +49 2241 865-303

Fax +49 2241 865-8303

E-Mail: robert.scholl@h-bonn-rhein-sieg.de

Dr. Hermann Giese

Tel. +49 2241 865 - 9658

E-Mail: hermann.giese@h-bonn-rhein-sieg.de

Udo Roth, M.Eng

Tel. +49 2241 865-350

E-Mail: udo.roth@h-bonn-rhein-sieg.de

Titel und Laufzeit des Vorhabens

Berührungslose Detektion von menschlicher Haut anhand der Sauerstoffsättigung – DOS

Laufzeit: 01.11.2015 – 31.10.2017 (2 Jahre)

Bericht vom 29.01.2018

¹ DOS – contactless human skin detection based on oxygen saturation

1. Inhaltsverzeichnis

| | | |
|-----|--|----|
| 1. | Inhaltsverzeichnis | I |
| 2. | Kurzfassungen..... | 2 |
| 2.1 | Kurzfassung deutsch..... | 2 |
| 2.2 | Kurzfassung englisch..... | 3 |
| 3. | Problemstellung | 4 |
| 4. | Forschungszweck/-ziel..... | 10 |
| 5. | Methodik | 11 |
| 6. | Ergebnisse des Gesamtvorhabens | 13 |
| 7. | Auflistung der für das Vorhaben relevanten Veröffentlichungen, Schutzrechtsanmeldungen und erteilten Schutzrechte von nicht am Vorhaben beteiligten Forschungsstellen..... | 25 |
| 8. | Bewertung der Ergebnisse hinsichtlich des Forschungszwecks/-ziels, Schlussfolgerungen | 25 |
| 9. | Aktueller Umsetzungs- und Verwertungsplan..... | 26 |
| 10. | Anhang..... | 28 |
| A | Literatur | 28 |
| B | Abbildungsverzeichnis | 28 |
| C | Technische Daten Spektrometer | 30 |

2. Kurzfassungen

2.1 Kurzfassung deutsch

In der fleischverarbeitenden Industrie kommt es immer wieder zu Schnittverletzungen an Knochenbandsägen. Aufgrund der Schwere von Sägeunfällen gehen diese (neben dem persönlichen Leid der Betroffenen) in der Regel mit einem großen ökonomischen Schaden einher. Ziel des hier vorliegenden Forschungsvorhabens ist die Entwicklung eines auf Reflexionsspektroskopie basierenden Verfahrens und einer darauf basierenden Sensorik, die die berührungslose Detektion menschlicher Haut und ihre Unterscheidung von totem tierischem Gewebe im Gefahrenbereich von Sägen erlaubt.

In früheren Forschungsprojekten wurden bildauswertende Verfahren und Verfahren, die auf Infrarotreflexion basierten, untersucht. Beide Methoden lieferten jedoch keine zuverlässige Trennung zwischen tierischem Gewebe und menschlicher Haut.

In dem hier vorliegenden Forschungsprojekt wurde ein Ansatz untersucht, der auf der Reflexionsspektroskopie im Sichtbaren und im nahen Ultravioletten basiert. In einem ersten Schritt wurden umfangreiche Messungen der Reflexionsspektren durchgeführt, sowohl von menschlicher Haut (Fingerkuppe, Handrücken, Handinnenfläche, Unterarm) als auch von diversen Fleischsorten (Schweineoberschale, Schweinenacken, Schweinespeck, Schweineschwarte, Lammkotelett, Lammhachse, Rindfleisch, Kalbfleisch, Hähnchenbrust).

Fleisch und auch menschliche Haut enthalten eine Reihe von Chromophoren (lichtabsorbierende Moleküle), die zu unterschiedlichen Reflexionsspektren führen. Das für unsere Fragestellung wichtigste Chromophor ist das Melanin, da es in menschlicher Haut aber nicht in Fleisch vorkommt. Dies manifestiert sich in einem signifikanten Unterschied der Reflexionsspektren im nahen UV zwischen 300 und 400 nm.

Die Klassifikation der Spektren erfolgte mit klassischen Verfahren des maschinellen Lernens: Stützvektormethode (Support Vector Machine, SVM), Boosted Decision Trees, künstliche neuronale Netzwerke und Nächste-Nachbarn-Klassifikation (k-Nearest-Neighbor-Algorithmus). Mit Hilfe eines Trainings mit Datensätzen (Spektren), deren Zugehörigkeit zu den verschiedenen Klassen (in unserem Fall also die beiden Klassen „menschliche Haut“ und „totes tierisches Gewebe“) bekannt ist, wird ein Klassifikator, d.h. eine mathematische Entscheidungsfunktion abgeleitet, die in der Lage ist, neue Datensätze den jeweiligen Klassen zuzuordnen. Die besten Erkennungsraten wurden mit der Stützvektormethode (SVM) und mit künstlichen neuronalen Netzen erzielt.

Wird für das Training des maschinellen Lernverfahrens eine hinreichend große Zahl von Spektren verwendet, so erreicht der trainierte Klassifikator die erforderlichen niedrigen Fehlerraten (weniger als 10⁻⁶ falsch positiver Ergebnisse). Darüber hinaus konnte gezeigt werden, dass man eine zuverlässige Trennung schon mit 9 oder mehr Wellenlängen erreichen kann.

Neben der theoretischen Arbeiten wurde auch ein Prototyp entwickelt. Als Detektionseinheit kam das Mikrospektrometer Hamamatsu zum Einsatz. Die Datenverarbeitung inklusive Klassifikation erfolgt auf dem Mikrocontroller Arduino 101. Die Besonderheit dieses Mikrocontrollers besteht darin, dass er einen zusätzlichen Chip mit speziellen Eigenschaften enthält: Dieser Chip (Intel

Curie) ist ein sogenannter Neurochip. Auf ihm ist ein neuronales Netz in Form von dedizierter Hardware implementiert.

Das Ziel des Forschungsvorhabens, mittels spektraler und zeitlich dynamischer Auswertung zuverlässig und kontaktlos menschliche Haut von totem tierischen Fleisch/ Gewebe zu unterscheiden, ist erreicht worden. Durch die umfassenden Untersuchungen zu geeigneten Klassifikatoren und Algorithmen ist gezeigt worden, dass sich die Spektren von menschlicher Haut und tierischem Fleisch/ Gewebe sehr sicher unterscheiden lassen.

Der Einsatz eines kostengünstigen Mikrospektrometers zusammen mit einem Neuronalen Netzwerk machen das im Rahmen des Forschungsvorhabens entwickelte Verfahren so allgemein und variabel, dass es in vielen Bereichen zur Vermeidung von Unfällen an Sägen eingesetzt werden kann.

2.2 Kurzfassung englisch

The intensive use of bone band saws in the meat processing industry results in frequent cuts and lacerations on the part of the operators of this equipment. These injuries are serious, both in terms of personal suffering and in economic losses. The aim of this research project is to develop a method based on reflection spectroscopy and an accompanying sensor system for non-contact detection of human skin and its distinction from dead animal tissue in the danger zone of saws.

Previous research projects have used image-evaluating techniques or methods based on infrared reflection. However, neither method has provided a reliable distinction between animal tissue and human skin.

In the present research project, an approach based on visible and near ultraviolet reflection spectroscopy was examined. In a first step, extensive measurements of the reflectance spectra were carried out on human skin (fingertip, back of the hand, palms, forearm) as well as on various types of meat (pork top, pork neck, pork fat, pork rind, lamb chop, lamb knuckle, beef, veal, chicken breast).

Meat and human skin contain a number of chromophores (light absorbing molecules), which lead to different reflection spectra. The most important chromophore in the context of our research is melanin, because it occurs in human skin but not in meat. This manifests itself in a significant difference in reflection spectra in the near UV between 300 and 400 nm.

Classification of the spectra was done using classical machine learning techniques: Support Vector Machines (SVM), Boosted Decision Trees, Artificial Neural Networks and k-Nearest Neighbor Algorithms. With supervised learning with data sets (in our case spectra) whose belonging to different classes (in our case the two classes "human skin" and "dead animal tissue") is known, and the parameters of the classifier are fixed. The classifier is a mathematical decision function that is able to assign new data sets to the respective classes. The best detection rates were achieved with Support Vector Machines (SVM) and with Artificial Neural Networks.

If a sufficiently large number of spectra are used as training data of the machine learning method, the classifier achieves the required low error rates (less than 10⁻⁶). In addition, it could be shown that one can achieve a reliable separation with as few as 9 or more wavelengths.

In addition to the theoretical work, a prototype was also developed. The detection unit used was a Hamamatsu micro spectrometer. The data processing (including classification) was undertaken

with an Arduino 101 microcontroller. The special feature of this microcontroller is that it contains an additional chip with special features: this chip (Intel Curie) is a so-called neurochip, which implements a neural network in the form of dedicated hardware.

The objective of the research project (reliably and contactless distinction of human skin from dead animal meat by means of reflection spectra) has been achieved. Extensive studies on suitable classifiers and algorithms have shown that the reflection spectra of human skin and animal meat can be discriminated with a certainty of 99,9999 %.

The use of a low-cost micro spectrometer together with an implemented neural network (neurochip) make the process developed in this research project so universal and so adaptable that it can be used in many areas to prevent saw accidents.

3. Problemstellung

In der fleischverarbeitenden Industrie kommt es immer wieder zu Schnittverletzungen an Knochenbandsägen. Dafür verantwortlich ist einerseits der geringe Abstand der Hände des Benutzers zum Sägeband, der je nach Art und Größe der zu verarbeitenden Fleischstücke im Bereich weniger Zentimeter liegt. Darüber hinaus werden Unfälle durch die sehr hohe Arbeits- bzw. Bewegungsgeschwindigkeit der Hände des Benutzers im Gefahrenbereich begünstigt. Zur Vermeidung von Unfällen an solchen Maschinen ist daher sehr umsichtiges Arbeiten und eine hohe Konzentration über einen langen Zeitraum erforderlich.

Mechanische Schutzeinrichtungen, wie Andrückvorrichtungen oder Schiebetische, bieten aufgrund der erforderlichen flexiblen Sägetechniken für die unterschiedlichen Fleischformen und -sorten nur bedingt ausreichenden Schutz oder sind erst gar nicht einsetzbar, insbesondere auch, weil sie nicht die hohen Arbeitsgeschwindigkeiten ermöglichen, die zum Standard in der Industrie geworden sind. Eine zusätzliche Problematik mechanischer Schutzeinrichtungen besteht darin, dass sich Vorkehrungen gegen eine Manipulation nur sehr aufwändig umsetzen lassen.

Durch einen schnellstmöglichen Stillstand des Sägebandes nach der Detektion eines Fingers oder einer Hand in der Gefahrenzone ließen sich Schnittverletzungen zuverlässig vermeiden, und derartige Sägeblattabschaltungen oder Nothalteeinrichtungen sind bereits erprobt und einsatzfähig. Allerdings fehlt aktuell noch eine zuverlässige Sensorik, die den Gefahrenfall mit hinreichender Sicherheit erkennt und gleichzeitig den Arbeitsablauf nicht zu sehr einschränkt.

Bekanntes bildauswertende Verfahren, die auf komplexen Algorithmen basieren, reagieren meist relativ langsam sowie ungenau und erfüllen daher nicht die Anforderungen für eine zuverlässige und schnelle Abschaltung des Sägebandes. Zudem sind solche Systeme recht aufwändig und lassen sich aufgrund ihrer Baugröße nicht in jede Maschine integrieren. Eine separate Anbringung im Arbeitsbereich erhöht die Komplexität des Gesamtsystems und ist auch nicht immer möglich.

In früheren Forschungsprojekten zur Verbesserung der Sicherheit von Sägen wurden Sensoren entwickelt, die mittels der Reflexion bestimmter Wellenlängen im Infraroten den Wassergehalt der Schnittobjekte detektieren. Solche Sensoren können zuverlässig menschliche Haut von Materialien wie Metall oder Kunststoff und ebenso eine durch einen Handschuh geschützte Hand von tierischem Gewebe unterscheiden, sind aber unter bestimmten Bedingungen nicht in der Lage, zuverlässig menschliche Haut und tierisches Gewebe zu unterscheiden, da der Wassergehalt in beiden Geweben ähnlich ist.

Das Ziel des vorliegenden Forschungsprojektes ist die Entwicklung eines neuen und verbesserten Verfahrens, das es ermöglicht im Abstand einiger Dezimeter menschliche Haut berührungslos, schnell und zuverlässig von totem tierischen Gewebe zu unterscheiden und sich so kompakt implementieren lässt, dass die Integration in übliche Knochenbandsägen möglich ist.

Die kontaktlose Unterscheidung zwischen Haut und tierischem Gewebe sollte auf der Tatsache basieren, dass sauerstoffreiches Hämoglobin, das ausschließlich in lebendem Gewebe vorhanden ist, bestimmte Wellenlängen im sichtbaren Spektralbereich stärker bzw. schwächer reflektiert als sauerstoffarmes Hämoglobin, das auch in totem (tierischen) Gewebe vorhanden ist. Grundlage dafür ist der unterschiedliche Extinktionskoeffizient von Oxyhämoglobin und Desoxyhämoglobin (vgl. Abbildung 1), der sich unmittelbar auf das Reflexionsvermögen menschlicher Haut auswirkt: Hämoglobin, das Sauerstoff gebunden hat, zeigt in Reflexion eine charakteristische Signatur („W-Muster“, in der Darstellung des Extinktionskoeffizienten entsprechend ein auf dem Kopf stehendes „W“) zwischen 530 nm und 590 nm, die bei Hämoglobin ohne Sauerstoff fehlt.

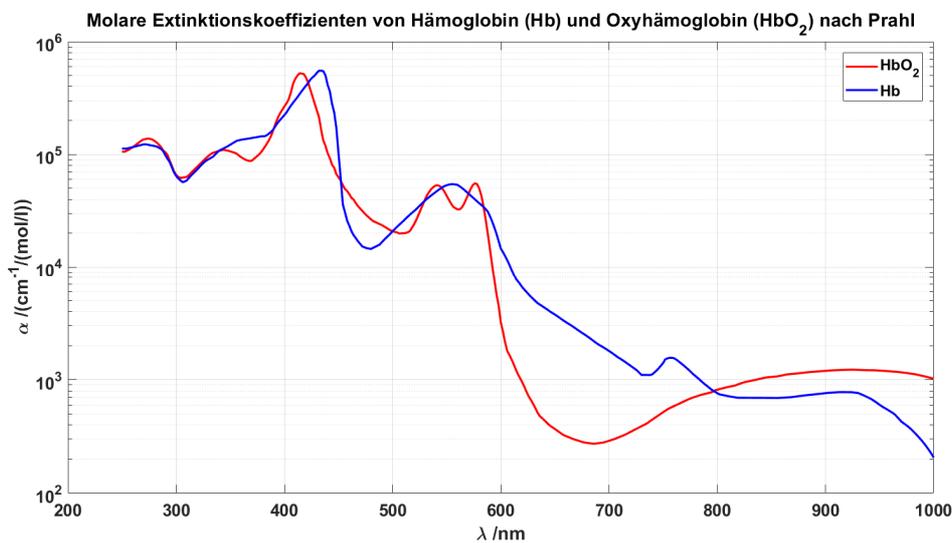


Abbildung 1 Molare Extinktionskoeffizienten von Hämoglobin und Oxyhämoglobin²

Die ursprüngliche Hypothese (die auch in den Namen des Vorhabens eingegangen ist), dass die Sauerstoffsättigung die Unterscheidung zwischen lebender menschlicher Haut und totem tierischen Gewebe mittels Reflexionsspektroskopie ermöglicht, hat sich in unseren Messungen nicht bestätigt: Auch die Reflexionsspektren von Fleischproben weisen ein mehr oder weniger stark ausgeprägtes W-Muster im genannten Wellenlängenbereich auf, teilweise sogar deutlicher als bei Spektren menschlicher Haut. Und auch im Wellenlängenbereich, der im Verfahren der Pulsoxymetrie verwendet wird, zeigte sich kein signifikanter Unterschied zwischen den Fleischspektren und den Spektren menschlicher Haut.

Das W-Muster in den Reflexionsspektren toter Gewebeprobe ist nicht auf Hämoglobin, sondern auf das Vorhandensein von oxygeniertem Myoglobin zurückzuführen. Oxymyoglobin zeigt im Wellenlängenbereich von 530 bis 590 nm ein ähnliches Spektrum wie Oxyhämoglobin. Theoretisch sind die Minima im charakteristischen W-Muster des Myoglobins gegenüber dem Hämoglobin um wenige nm hin zu größeren Wellenlängen verschoben, was teilweise auch in

² Prahl, Scott. 1998. Tabulated Molar Extinction Coefficient for Hemoglobin in Water. [Online] 04. März 1998. [Zitat vom: 8. November 2016.] <http://omlc.org/spectra/hemoglobin/summary.html>.

unseren Messungen erkennbar war. Abbildung 2 zeigt die Mittelung von Spektren, die B. Rose im Rahmen seiner Bachelorarbeit gemessen und ausgewertet hat.

Es ist erkennbar, dass das zweite Minimum in den Spektren der Fleischproben um ca. 3 nm gegenüber dem Minimum der Spektren menschlicher Haut verschoben ist. In Abbildung 3 sind die Lage und Reflektivitäten der Minima der individuellen Spektren dargestellt. Auch hier ist die Verschiebung um ca. 3 nm deutlich zu erkennen. Die Streuung der Lage des Minimums ist bei den Fleischspektren deutlich größer und es gibt eine Überschneidung der Wellenlängenbereiche für menschliche Haut und Fleisch.

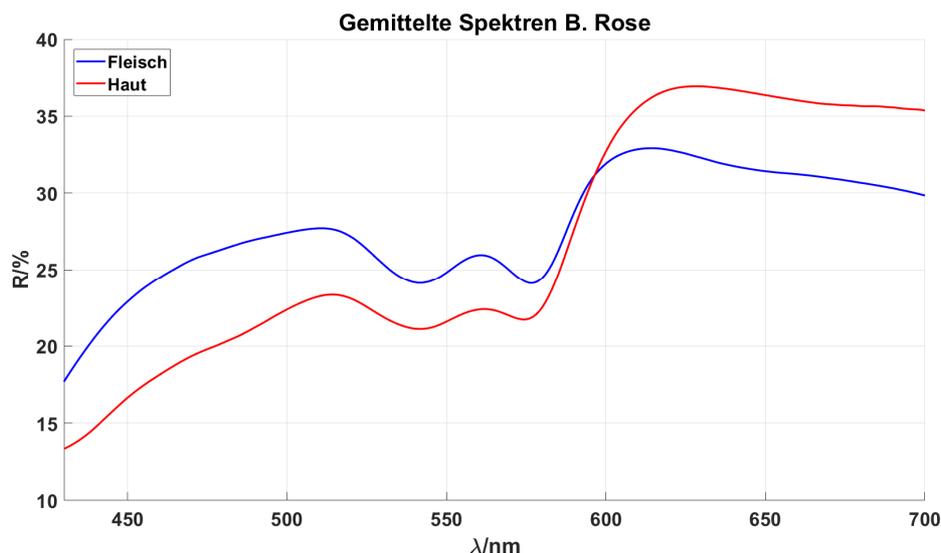


Abbildung 2 Gemittelte Spektren StellarNet EPP2000C³

Das Vorhandensein von Myoglobin in den Fleischproben führt also dazu, dass das ursprünglich angedachte Unterscheidungskriterium aufgegeben werden muss, denn Myoglobin bindet den Sauerstoff stärker als Hämoglobin und außerdem unabhängig von der Sauerstoffkonzentration in der Umgebung. Daher verschwindet die entsprechende Signatur bei Fleischproben auch längere Zeit post mortem nicht.

³ Björn Rose. Optische Reflexionsmessung mit weißen LEDs zur Unterscheidung zwischen menschlichem Lebendgewebe und totem tierischen Fleisch anhand der Sauerstoffsättigung. Bachelor-Thesis. Hochschule Bonn-Rhein-Sieg. Sankt Augustin. 2016

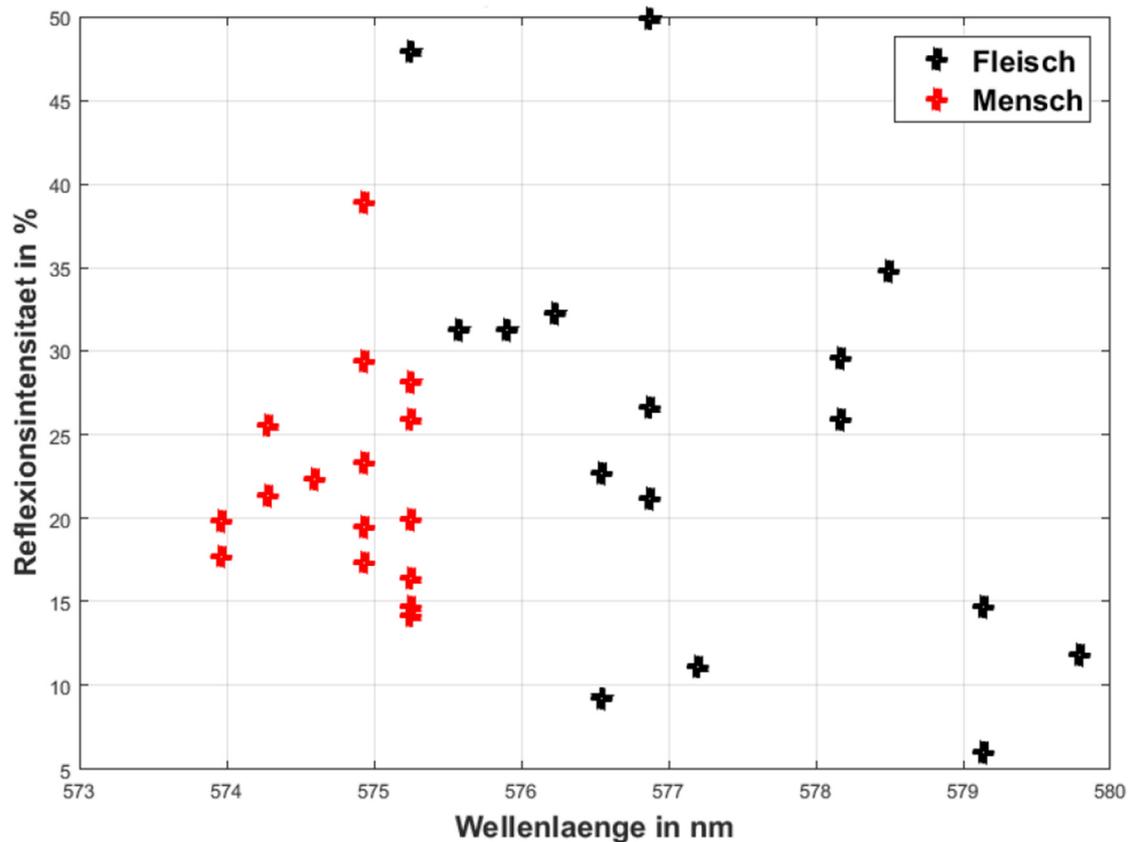


Abbildung 3 Verteilung der Lage des 2. Minimums im W-Muster

Reflexionseigenschaften der menschlichen Haut

Neben dem Hämoglobin bzw. Myoglobin sind in der Haut noch weitere Chromophore (lichtabsorbierende Moleküle) vorhanden, die Einfluss auf das Reflexionsspektrum haben. Die wichtigsten Chromophore der Haut sind

- Hämoglobin
- Melanin
- Bilirubin
- β -Carotin
- DNA (maximale Absorption bei 260nm) (Nukleinsäure)
- 7-De-hydro-cholesterol: Photoprodukt ist Vitamin D
- Aminosäure Tryptophan
- Urocansäure (im menschlichen Schweiß (und in der Epidermis) als UV-absorbierende Substanz enthalten)
- 6-Thioguanin (in DNA eingebaut, Chromosomenstrangbrüche bei UV-A)
- Fett

Diese Chromophore sind an unterschiedlichen Schichten der Haut angesiedelt. Die Haut ist dabei unterteilt in Epidermis (Oberhaut), Dermis (Lederhaut) und Hypodermis (Unterhaut).

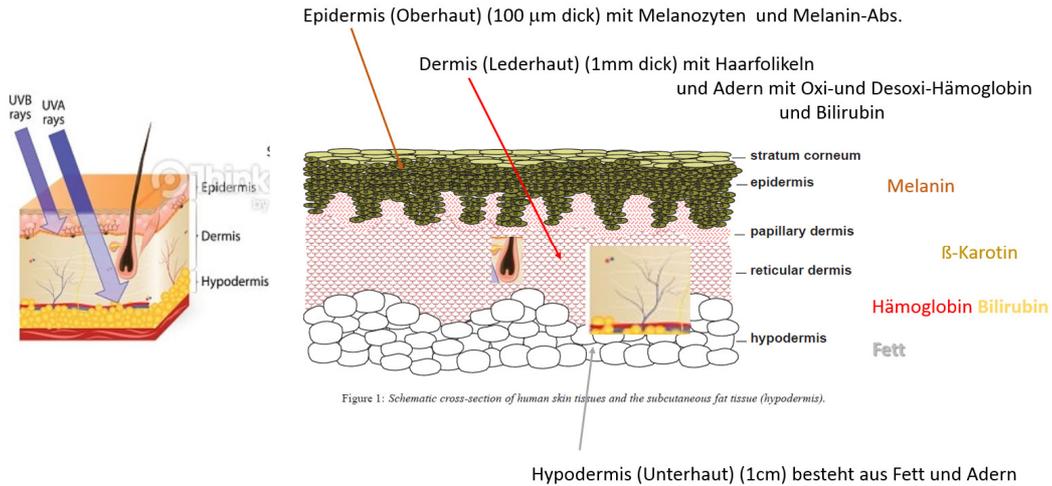


Abbildung 4 Schematischer Aufbau der menschlichen Haut⁴

Für das Reflexionsspektrum der Haut gelten folgende Aussagen:

- 1) UV-C-Strahlung (200-280nm) wird schon in der Oberhaut von DNA Molekülen und Tryptophan absorbiert und kommt daher im Reflexionsspektrum nicht mehr vor
- 2) UV-B-Strahlung (280-315nm) wird hauptsächlich durch Melanin in der Oberhaut absorbiert und, so dass Melanin das Reflexionsspektrum im Bereich 280-400nm beeinflusst
- 3) UV-A- Strahlung (315-380nm) und sichtbares Licht (380-780nm) wird teils durch Melanin (280- ca. 400nm) und teils durch Hämoglobin beeinflusst.
- 4) Die Strahlung im Bereich 600-1200nm wird von der Haut nur wenig absorbiert. Dieser Spektralbereich wird auch als „optisches Fenster“ bezeichnet, da man mit dieser Strahlung tiefer in das Gewebe eindringen kann.
- 5) ab 1200 nm wird dann die Absorption von Wasser dominiert

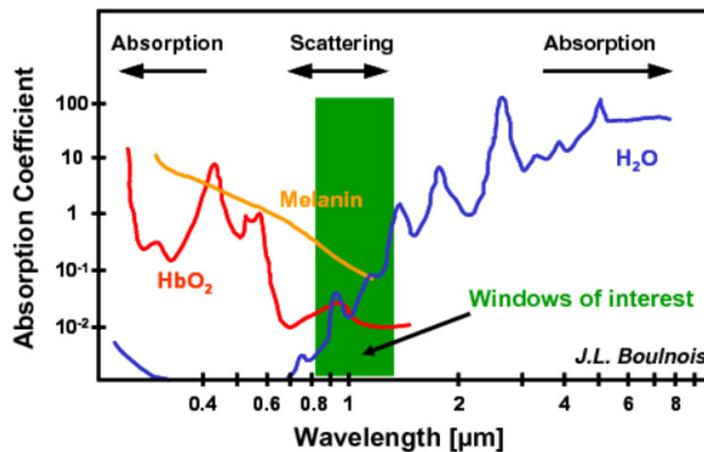


Abbildung 5 Absorptionskoeffizienten wichtiger Moleküle⁵

⁴ Nagel. 2017. UV-Strahlung: Lichtschutzfaktor (LSF). [Online] 20. Juni 2017. [Zitat vom: 20.Oktober 2017.] [https://www.onmeda.de/reisen/uv_strahlung-lichtschutzfaktor-\(lsf\)-4930-5.html](https://www.onmeda.de/reisen/uv_strahlung-lichtschutzfaktor-(lsf)-4930-5.html).

⁵ Boulnois J-L (1986) Photophysical processes in recent medical laser developments: A review. Lasers in Medical Science 1: 47–66.

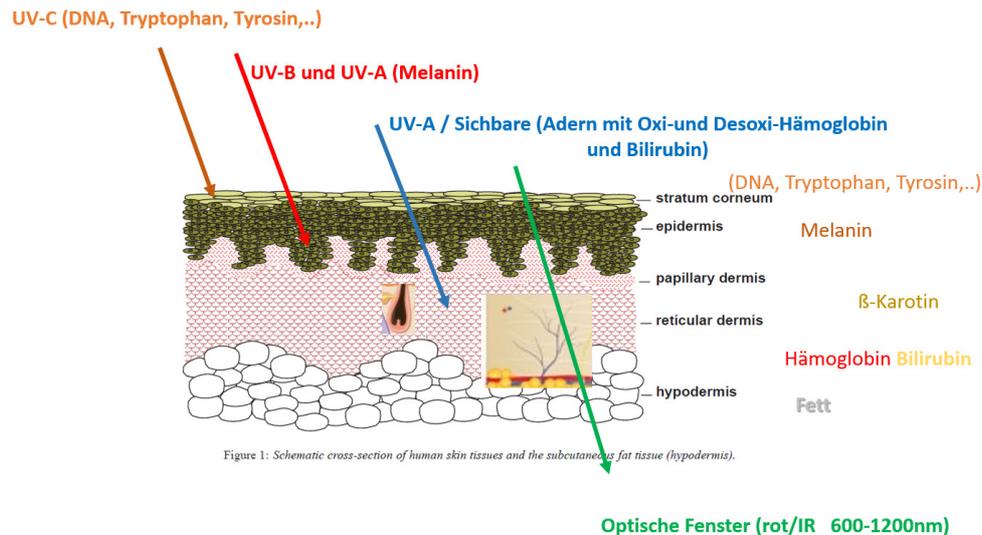


Abbildung 6 Eindringtiefe verschiedener Spektralbereiche⁶

Das für unsere Fragestellung wichtigste Chromophor ist das Melanin, da es in menschlicher Haut aber nicht in Fleisch vorkommt. Hier nochmals die wichtigsten Aussagen zu Melanin:

Melanin ist ein Farbpigment der Haut (bestimmt im Wesentlichen die Hautfarbe und färbt auch Haare und Auge). Melanin kommt in zwei Formen vor: Eumelanin (färbt Haare Schwarz/braun und Haut braun/schwarz) und Phäomelanin (färbt Haare rot/blond und Haut rot). Das Absorptionsspektrum von Eumelanin und Phäomelanin ist sehr ähnlich:

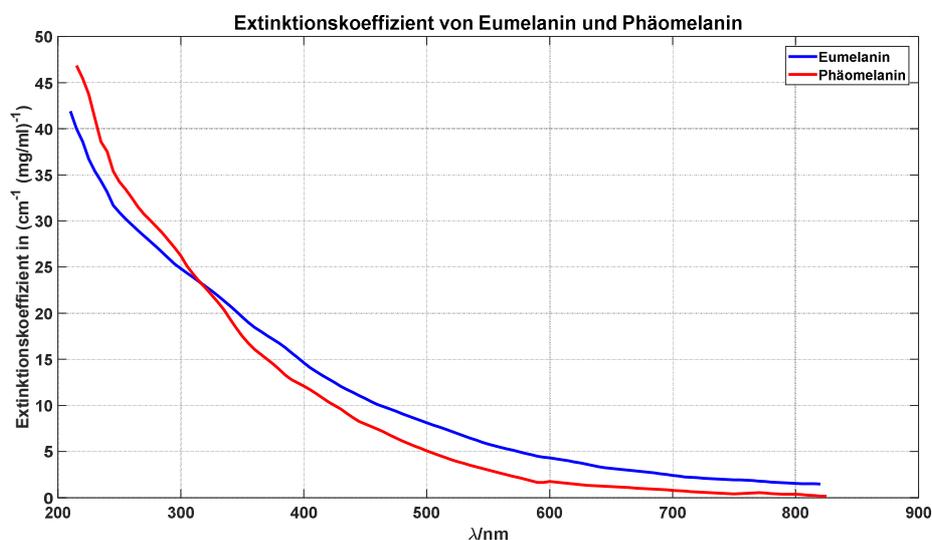


Abbildung 7 Extinktionskoeffizienten von Eumelanin und Phäomelanin⁷

Melanin wird in den Pigmentzellen (Melanozyten) der Oberhaut (Epidermis) produziert, so dass man Melanin nur in der Epidermis findet.

⁶ Krishnaswamy A., Baranoski G.V.G. A Study on Skin Optics, Natural Phenomena Simulation Group, School of Computer Science, University of Waterloo, Canada, Technical Report CS-2004-01, January 2004, p. 17.

⁷ Bild "Creative Commons" von Zhun310. The "molar extinction coefficients of eumelanin and pheomelanin. Lizenz: CC-BY-SA-3.0

4. Forschungszweck/-ziel

Ziel des Forschungsvorhabens ist die Entwicklung eines Verfahrens und einer darauf basierenden Sensorik, die die berührungslose Detektion menschlicher Haut und ihre Unterscheidung von totem tierischem Gewebe im Gefahrenbereich von Sägen erlauben. Dabei muss die Detektion nicht nur berührungslos erfolgen, sondern auch hinreichend schnell und zuverlässig sein, um eine Verbesserung der Sicherheit im Vergleich zu bestehenden Verfahren zu erreichen. Darüber hinaus soll die Detektionseinheit so kompakt sein, dass sie in eine Säge bzw. die Arbeitsumgebung integriert werden kann, ohne den Arbeitsprozess negativ zu beeinflussen (vgl. Abbildung 8). Schließlich sollte die Detektionseinheit im Hinblick auf eine spätere Vermarktung möglichst preiswert sein.

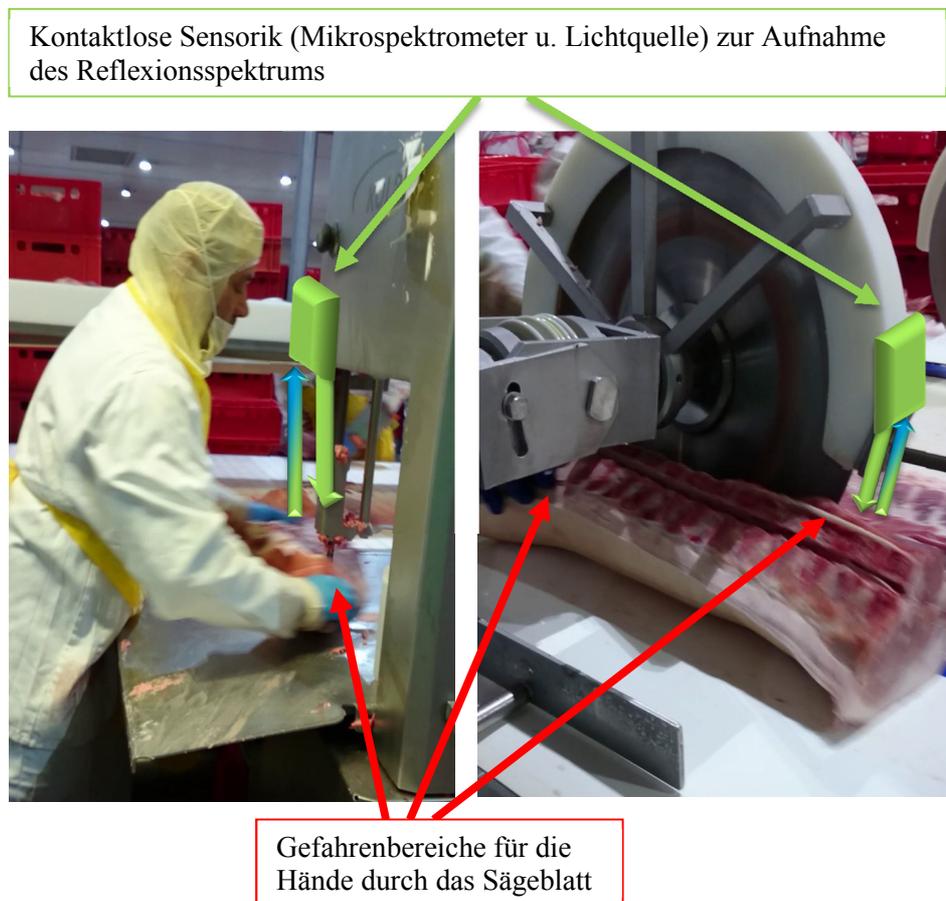


Abbildung 8 Knochensägen mit schematischem Sensor (Vor-Ort-Besichtigung Westfleisch GmbH)

Neben der Entwicklung einer auf Reflexionsspektroskopie basierenden Detektionseinheit in Kombination mit einer passenden Lichtquelle, der entsprechenden Optik und einem Modul zur Verarbeitung der anfallenden Daten, hat das Projekt die Entwicklung eines möglichst zuverlässigen Algorithmus zur Klassifikation von Spektren menschlicher Haut bzw. totem tierischen Gewebe zum Ziel. Dazu gehört auch die Ermittlung einer Liste von Wellenlängen (bzw. Wellenlängenbereichen), bei denen gemessen werden muss, um diese möglichst zuverlässige Klassifikation zu erreichen. Selbstverständlich muss der zu entwickelnde Sensor diese Wellenlängen(-bereiche) abdecken.

Entwicklung des Verfahrens zur Klassifikation

Die vorliegenden Spektren wurden verwendet, um ein Verfahren zur Klassifikation zu entwickeln. Nach ersten Versuchen mit einfachen Kennzahlen als Klassifikationskriterien (vgl. Darstellung im Antrag) wurden dieselben Spektren verwendet, um zu testen, wie leistungsfähig verschiedene Verfahren des überwachten maschinellen Lernens, z.B. die Stützvektormethode (Support Vector Machine, SVM), Ensemble Methoden (Boosted und Bagged Decision Trees), künstliche neuronale Netzwerke und Nächste-Nachbarn-Klassifikation (k-Nearest-Neighbor-Algorithmus) im Hinblick auf die Klassifikation der Spektren als menschlich bzw. nichtmenschlich sind. Hier geht es neben der Treffergenauigkeit auch um den Speicherplatzbedarf, die Geschwindigkeit und die einfache Programmierbarkeit des Klassifikators.

Eindimensionales Strahlungsmodell

Zur Überprüfung der Hypothesen bzgl. der Erklärung der Unterschiede zwischen Reflexionsspektren von menschlicher Haut und Fleischproben wurde ein eindimensionales Strahlungstransportmodell erstellt. In dem Modell wird aus Streu- und Absorptionsquerschnitten ein totaler Schwächungskoeffizient ermittelt und in einer Diffusionsnäherung für den Strahlungstransport eingesetzt.

Lichtquelle

Aufgrund der Wichtigkeit des ultravioletten Spektralbereichs für die Klassifikation wurden verschiedene UV-Lichtquellen getestet, insbesondere Mittel- und Hochdruck-Gasentladungslampen und LEDs.

Zweite Gewebe-/ Hautstudie

Mit dem hochauflösenden Spektrometer Instrument Systems CAS 140CT und dem Mikrospektrometer Hamamatsu C12880MA wurde eine Vielzahl weiterer Spektren von menschlicher Haut und von Fleischproben aufgenommen, um das Klassifikationsverfahren weiter zu optimieren.

Weiterentwicklung des Klassifikationsverfahrens

Hierzu wurden mit den beiden maschinellen Lernverfahren, die sich als am leistungsfähigsten herausgestellt haben umfangreiche statistische Analysen und anschließende Tests mit den verbesserten Klassifikatoren durchgeführt.

Elektronik-/ Softwareentwicklung

In diesem Arbeitspaket wurde u.a. ein Softwarepaket zum Auslesen und Verarbeiten der Daten des Mikrospektrometers auf dem Mikrocontroller entwickelt. Darüber hinaus wurde ein weiteres Softwarepaket (inklusive grafischer Oberfläche) erstellt, das es erlaubt, auf einfache Weise Messserien mit dem Mikrospektrometer aufzunehmen.

Erstellung eines Funktionsmusters

Es wurde ein Funktionsmuster erstellt. Als Lichtquelle wurde Mischlichtlampe (Deuterium-Entladungslampe plus Halogenlampe) verwendet, die über den gesamten von uns benötigten Spektralbereich ein kontinuierliches Spektrum aufweist. Als Detektionseinheit kam das Mikrospektrometer Hamamatsu C12880MA zum Einsatz. Die Datenverarbeitung inklusive Klassifikation erfolgt auf dem Mikrocontroller Arduino 101 bzw. auf dem darauf integrierten Neurochip.

Klassifikation hochaufgelöster Spektren

Parallel zum Funktionsmuster wurde ein Klassifikator für hochaufgelöste Spektren implementiert, der im Gegensatz zum Funktionsmuster nicht in Echtzeit läuft.

6. Ergebnisse des Gesamtvorhabens

Spektren

Bereits anhand der ersten im Rahmen dieses Forschungsvorhabens aufgenommenen Spektren sind die Unterschiede von menschlicher Haut und totem tierischem Gewebe im Hinblick auf ihre Reflexionseigenschaften sehr deutlich zu erkennen: Oberhalb von ca. 410 nm zeigen die gemittelten Spektren einen nahezu parallelen Verlauf (bei geringfügig abweichenden Absolutwerten der Reflexion), während im Bereich von 300 nm bis 400 nm ein deutliche Abweichungen zwischen beiden Arten von Spektren zu erkennen sind: Hier fällt die Reflexion menschlicher Haut mit kürzer werdenden Wellenlängen kontinuierlich ab, während die Reflexion der Fleischproben zwischen 400 nm und 380 nm stark, zwischen 380 nm und 310 nm auf einem Plateau verharrt, und schließlich zwischen 310 nm und 300 nm steil abfällt.

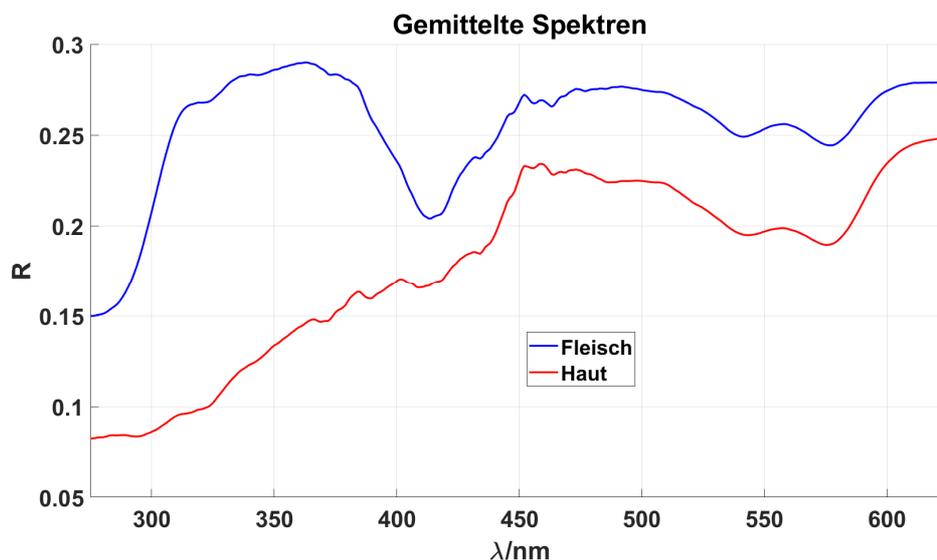


Abbildung 10: Gemittelte Spektren (Stellarnet BlueWave UV-50)

Das geringere Reflexionsvermögen menschlicher Haut bei kleinen Wellenlängen ist auf das Vorhandensein des Pigmentfarbstoffs (Chromophors) Melanin in der Epidermis zurückzuführen, dessen Absorption im UV stark ansteigt (vgl. Abbildung 7). Daher fällt die Reflexion menschlicher Haut unabhängig von Hauttyp im UV deutlich ab, während sie bei den

Fleischproben auch im nahen Ultravioletten (300 bis 400 nm) ähnliche Werte wie im Sichtbaren annimmt.

Enthält menschliche Haut kein bzw. nur eine äußerst geringe Konzentration von Melanin, so erwartet man ähnlich zu den Fleischproben eine stärkere Reflexion im Ultravioletten. Dieses Verhalten wurde in einer Arbeit von Sauer mann et. al.⁸ durch den Vergleich von Reflexionsspektren der Haut an verschiedenen Körperpartien (Oberarm, Handfläche, Stirn, Handrücken, postaurikulärer Bereich, d.h. hinter dem Ohr) herausgearbeitet und in folgender Grafik veranschaulicht:

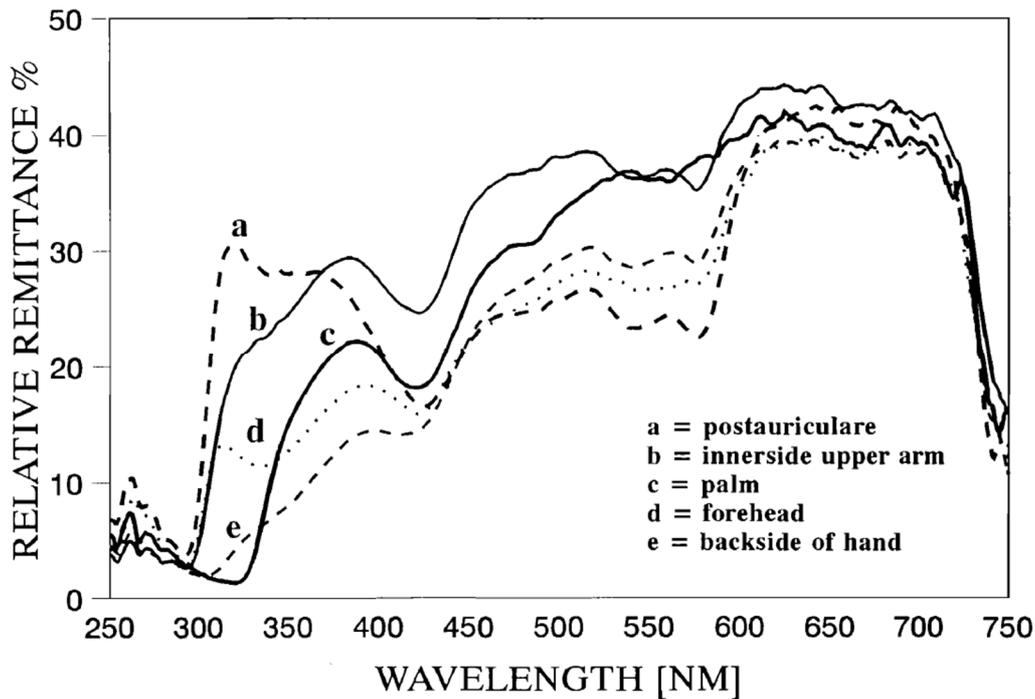


Abbildung 11 Standardisierte Reflexionsspektren menschlicher Haut an verschiedenen Körperpartien nach Sauer mann et. al.

Vergleichbare Unterschiede der Reflexionsspektren menschlicher Haut zeigten sich auch in unseren Messungen. Abbildung 11 zeigt exemplarisch die Gegenüberstellung von zwei Spektren menschlicher Haut von unterschiedlichen Körperpartien und zwei Spektren von Fleischproben (Schweinefleisch und Lammfleisch). Wie bereits diskutiert, zeigen sowohl die Spektren menschlicher Haut als auch die Spektren der Fleischproben das charakteristische W-Muster zwischen 530 nm und 590 nm, verursacht durch Oxyhämoglobin bzw. Oxymyoglobin. Darüber hinaus ist erkennbar, dass das Reflexionsvermögen der menschlichen Hand zwischen 400 nm und 300 nm kontinuierlich abnimmt, während es bei der Haut aus dem postaurikulären Bereich nahezu konstant bleibt und erst im Bereich von 310 nm stark abfällt. Bei den Fleischproben beobachtet man dagegen zunächst einen Anstieg zwischen 400 nm und 320 nm und danach einen starken Abfall der Reflexion im Bereich um 310 nm, wie ihn auch die Haut aus dem postaurikulären Bereich zeigt.

⁸ G. Sauer mann et. al. Fluorescence-free UV/VIS reflection spectra of human skin. J. Soc. Cosmet. Chem., 44, 35 - 52 (January/February 1993)

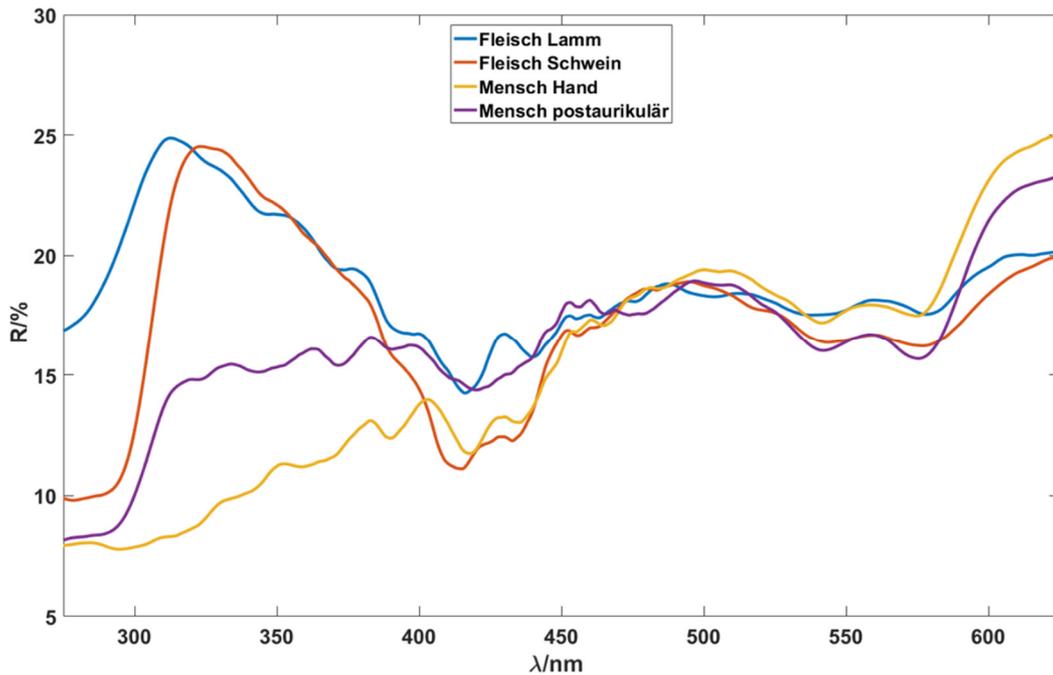


Abbildung 12 Vergleich der Reflexionsspektren menschlicher Haut von ausgewählten Körperpartien mit Reflexionsspektren von Lamm- und Schweinefleisch

Modellierung der Spektren

Der unterschiedliche Spektralverlauf der Reflexion an Haut mit bzw. ohne Melanin konnte nicht nur experimentell nachgewiesen werden, sondern auch mit einem eindimensionalen Modell vorhergesagt werden. Abbildung 12 zeigt den Vergleich zweier simulierter Spektren, bei denen bis auf den Gehalt an Melanin alle Parameter gleich waren. Der Unterschied wird im Wellenlängenbereich von 380 nm bis 300 nm besonders deutlich, und diese Spektren ähneln den von Sauer mann et. al. aufgenommenen Spektren von Handrücken (Kurve e in Abbildung 10) und postaurikulärem Bereich (Kurve a in Abbildung 10).

Da das Modell bisher neben Wasser nur die Chromophore Eumelanin und Hämoglobin enthält, haben die simulierten Spektren nicht die Komplexität echter Spektren. So fehlt beispielsweise der im Experiment beobachtete starke Rückgang der Reflexion bei ca. 310 nm. Außerdem fällt der Einbruch der Reflexionsintensität bei 420 nm stärker aus als bei gemessenen Spektren. Eine Verfeinerung des Modells durch Hinzunahme weiterer Chromophore (z.B. Bilirubin, Aminosäuren, etc.) ist ohne weiteres möglich.

Zum Vergleich sind in Abbildung 13 typische Spektren gezeigt, die mit dem hochauflösenden Spektrometer Instrument Systems CAS 140 aufgenommen wurden. Grob gesagt ähnelt das experimentelle Spektrum menschlicher Haut dem simulierten Spektrum mit hohem Melaningehalt, während das gemessene Fleischspektrum Ähnlichkeiten mit dem simulierten Spektrum ohne Melanin aufweist. Der relative Anstieg im UV beim Fleischspektrum ist bei der Messung noch stärker als im Modell. Ebenso ist der Zurückgang der Reflexion im UV beim gemessenen Spektrum menschlicher Haut noch deutlicher ausgeprägt als im Modell. Das W-Muster tritt in den Messungen deutlicher zutage als in der Simulation.

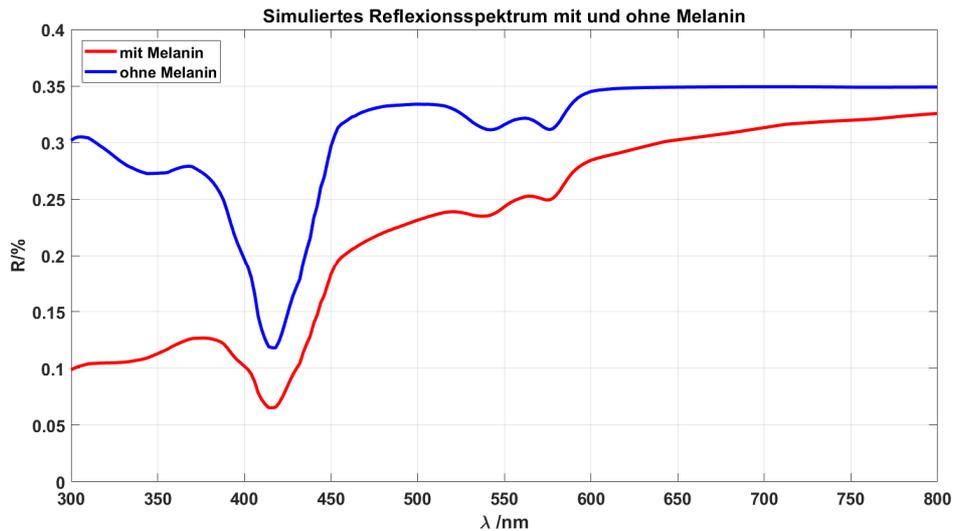


Abbildung 13 Vergleich simulierter Reflexionsspektren menschlicher Haut mit und ohne Melanin

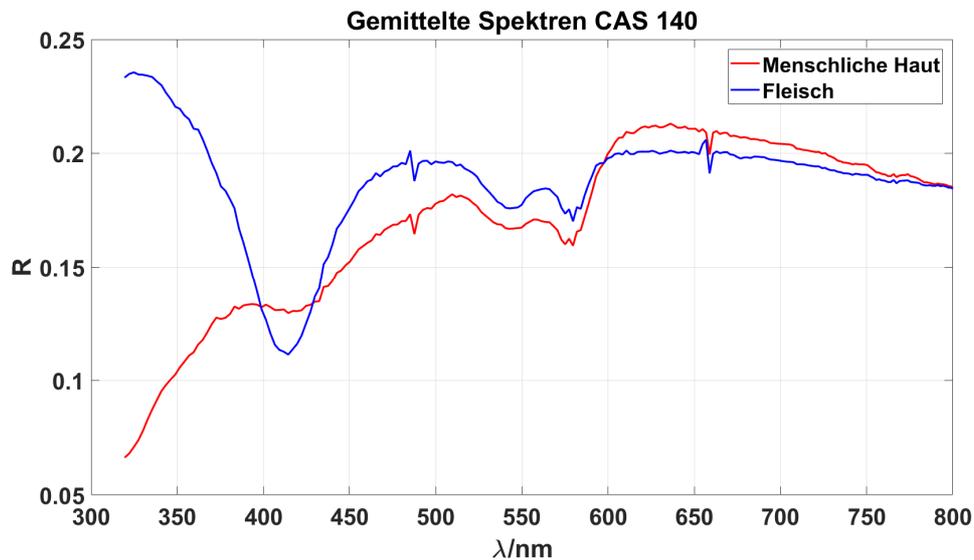


Abbildung 14 Gemittelte Spektren (Instrument Systems CAS 140CT)

Der Vollständigkeit halber sei auf ein weiteres Phänomen hingewiesen, das sich in Abbildung 13 zeigt: bei 490 nm, 580 nm (im Bereich des 2. Minimums im W-Muster) und bei 660 nm sieht man jeweils „Zacken“ im Spektrum. Diese Unstetigkeiten im Spektrum sind nicht auf das tatsächliche Reflexionsvermögen der Proben zurückzuführen, sondern darauf, dass das Spektrum der verwendeten Lampe (Mischlichtlampe aus Deuterium- und Halogenlampe) sich zeitlich verändert.

Klassifikation der Spektren

Bereits nach den Voruntersuchungen zu diesem Projekt gab es Vorschläge, wie die Unterschiede im Spektrum für die Klassifikation genutzt werden könnten. Verschiedene Kriterien boten sich an:

1. W-Struktur des sauerstoffreichen Hämoglobins

2. Einfache Kennzahlen (Differenzen, Quotienten, Mittelwerte) aus den Intensitäten bei verschiedenen Wellenlängen
3. Lage des 2. Minimums im vom Hämoglobin (bzw. Myoglobin) verursachten W-Muster
4. Markante Unterschiede im UV
5. ...

Wie bereits in der Einleitung ausgeführt, kann das erste Kriterium nicht zur Klassifikation herangezogen werden. Mit dem zweiten Kriterium lässt sich bereits eine ordentliche Treffergenauigkeit erzielen. Das dritte Kriterium erfordert hochaufgelöste Spektroskopie und ist daher theoretisch geeignet, aufgrund der Kosten für ein hochauflösendes Spektrometer aber nicht in einem preiswerten Sensorkonzept umzusetzen. Mit dem vierten Kriterium lassen sich wiederum brauchbare Treffergenauigkeiten erreichen.

Zum Erreichen einer möglichst hohen Treffergenauigkeit des Klassifikations-Algorithmus sollte man aber die im Spektrum vorhanden Information möglichst komplett auszunutzen anstatt sich auf einzelne Kriterien zu verlassen. Jedes mögliche einfach formulierbare Kriterium führt nur zu einer geringeren Treffergenauigkeit, aber das Zusammenwirken aller Kriterien führt zu einer Klassifikation mit hoher Treffergenauigkeit. Anstatt auf der Basis einzelner Kriterien ermittelt der Algorithmus seine Zuordnung zu der einen oder anderen Klasse aufgrund des kompletten Spektrums.

Die Klassifikation der Spektren erfolgt dabei mit klassischen Verfahren des maschinellen Lernens. Das Training mit Datensätzen (Spektren), deren Zugehörigkeit zu den verschiedenen Klassen (in unserem Fall also die beiden Klassen „menschliche Haut“ und „totes tierisches Gewebe“) bekannt ist, wird ein Klassifikator, d.h. eine mathematische Entscheidungsfunktion abgeleitet, die in der Lage ist, neue Datensätze den jeweiligen Klassen zuzuordnen.

Im Einzelnen erfordert die Klassifikation mittels überwachten Lernens folgende Einzelschritte:

- Aufnahme der Trainingsdaten
- Vorverarbeitung der Daten (dieser Schritt kann auch entfallen)
- Training des Klassifikators
- Test des Klassifikators
- Klassifikation neuer Daten (ggf. nach gleicher Vorverarbeitung wie Trainingsdaten)

In unserem Fall besteht die Aufnahme der Daten in der Messung eines Reflexionsspektrums bzw. der Messung einer Reihe von Reflexionsintensitäten bei verschiedenen Wellenlängen.

Aufbereitung der Daten

Zur Vorverarbeitung der Daten gibt es verschiedene Möglichkeiten, die auch gänzlich entfallen können. In letzterem Fall erfolgt die weitere Analyse mit den Originaldaten. Bei der Klassifikation von Spektren menschlicher Haut bzw. Fleischspektren hat sich für die Vorverarbeitung das Verfahren der sogenannten Standardisierung (auch Autoskalierung oder z-Transformation) bewährt. Dabei wird zunächst der Mittelwert subtrahiert und anschließend durch die Standardabweichung dividiert. Mathematisch betrachtet resultiert diese Skalierung in Spektren

mit dem Mittelwert Null und der Varianz Eins. Praktisch bedeutet es, dass Spektren mit ähnlichem Verlauf aber unterschiedlicher Amplitude nach der Transformation annähernd identisch sind.

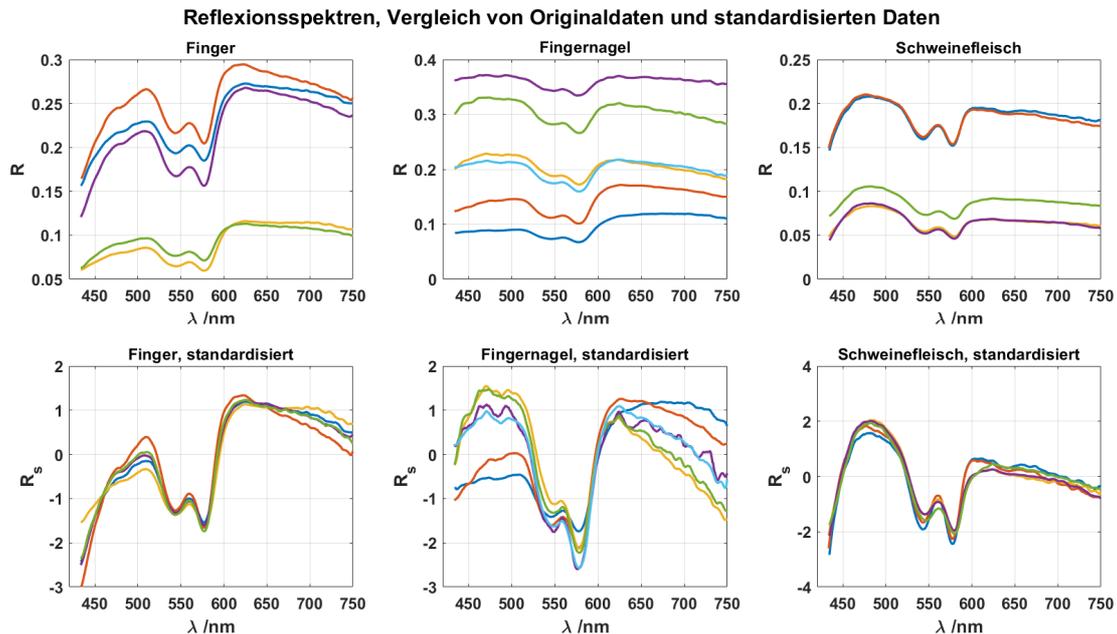


Abbildung 15 Ausgewählte Spektren vor und nach der Autoskalierung)

In Abbildung 14 sind einige Beispiele für Spektren vor und nach der Standardisierung dargestellt. Sowohl Gemeinsamkeiten als auch Unterschiede verschiedener Spektren sind nach der Standardisierung viel deutlicher zu erkennen. Wie aufgrund dieser Überlegungen zu erwarten, haben wir in unseren Tests mit standardisierten Spektren meistens eine deutlich höhere Treffergenauigkeit erzielt als mit unbearbeiteten Spektren. Das Arbeiten mit standardisierten Spektren hat darüber hinaus den Vorteil, dass das Gesamtsystem einfach gehalten werden kann. So besteht beispielsweise keine Notwendigkeit mehr, eine Entfernungsmessung mittels Triangulation durchzuführen, wie sie z.B. bei Schwaneberg et. al.⁹ beschrieben wird, denn der Einfluss unterschiedlicher Abstände zwischen Lichtquelle und Schnittmaterial wird durch die Standardisierung ohnehin eliminiert.

Dieser Vorteil wird besonders deutlich, wenn man an den Einsatz des Systems in der Praxis denkt. Dort ist es sicherlich nicht praktikabel, vor jeder Inbetriebnahme der Säge ein Weißnormal zu ermitteln. Außerdem können die Abstände von Lichtquelle und beleuchtetem Schnittmaterial variieren, z.B. aufgrund unterschiedlicher Dicke des Schnittmaterials. Daher kann ein und dieselbe Materialprobe mit unveränderten Reflexionseigenschaften zu Spektren führen, die sich zwar in ihren Absolutwerten deutlich voneinander unterscheiden, aber dennoch denselben funktionalen Verlauf aufweisen. Durch die Standardisierung werden solche Spektren nahezu identisch, d.h. die variierenden äußeren Bedingungen werden eliminiert. Übrig bleiben nur die Eigenschaften des Spektrums, die vom Material abhängen, d.h. die Informationen, aufgrund derer die Klassifikation erfolgen soll.

⁹ O. Schwaneberg, U. Köckemann, H. Steiner, S. Sporrer, A. Kolb, N. Jung, Material classification through distance aware multispectral data fusion, Measurement Science and Technology 24 (4), 045001

Qualität der Klassifikation, Treffergenauigkeit

Ein perfekter Klassifikator ordnet alle neuen Datensätze der richtigen Klasse zu, aber normalerweise ist mit einem gewissen Prozentsatz von Fehlklassifikationen zu rechnen. Um die Güte des Klassifikators schon vor seiner Anwendung auf neue Datensätze abschätzen zu können, verwendet man nur einen Teil der bekannten Daten zum Training des Algorithmus, während der Rest der Datensätze zum Testen verwendet wird. Dabei erfolgt die Zuordnung zur Trainings- oder Testdatenmenge zufällig und wird in der Regel mehrfach wiederholt, um ein statistisch signifikantes Ergebnis zu erhalten. Gelegentlich wird auch die Menge der Testdaten weiter unterteilt, um die Entscheidungsfunktion zu validieren oder durch die Anpassung von Parametern weiter zu optimieren.

Die Qualität eines Klassifikators kann man in einer sogenannten Wahrheitsmatrix veranschaulichen. Auf der Diagonalen der Wahrheitsmatrix steht für jede vorkommende Klasse die Anzahl der richtig klassifizierten Datensätze, während neben der Diagonalen für jedes mögliche Paar von Klassen die Anzahl der falsch klassifizierten Datensätze erscheint. Zur Erhöhung der Anschaulichkeit werden die Diagonalelemente (richtig klassifiziert) meist grün unterlegt, während die übrigen Zellen der Matrix (falsch klassifiziert) rot unterlegt werden. Auf der einen Seite der Diagonalen der Wahrheitsmatrix erscheinen die falsch positiven Zuordnungen (in unserem Fall also die Anzahl von Fleischspektren, die fälschlicherweise als Hautspektren klassifiziert wurden), während auf der anderen Seite der Diagonalen die falsch negativen Zuordnungen (Hautspektren, die fälschlicherweise als Fleisch klassifiziert wurden).

Beide Arten von falschen Zuordnungen sind unerwünscht, aber die mit ihnen verbundenen Kosten können deutlich unterschiedlich sein. In unserem Fall bedeutet ein falsch negatives Ergebnis das mögliche Eintreten eines Unfalls, während ein falsch positives Ergebnis zwar keine Gefahr für den Benutzer bedeutet, aber den Arbeitsablauf negativ beeinflusst. Zu viele falsch negative Ergebnisse würden sicherlich zu einer mangelnden Akzeptanz eines solchen Systems in der Praxis führen.

Auswahl des geeigneten Verfahrens

Die getesteten Verfahren unterscheiden sich sowohl im Hinblick auf quantitative Parameter wie algorithmische Komplexität (Rechenzeitbedarf), Speicherplatzbedarf, Güte der Klassifikation, als auch im Hinblick auf die Möglichkeit der Nachvollziehbarkeit der Klassifikation durch den Menschen. Im Einzelnen haben die getesteten Verfahren folgende Vor- und Nachteile:

Stützvektormethode (Support Vector Machine, SVM):

- + sehr gute Qualität der Klassifikation
- + Klassifikator benötigt wenig Speicherplatz
- bei nicht linear separablen Klassen wenig anschaulich

Künstliches Neuronales Netzwerk:

- + sehr gute Qualität der Klassifikation
- + Klassifikator benötigt wenig Speicherplatz
- „Black Box“ ohne Interpretationsmöglichkeit

Entscheidungsbaum (Decision Tree, auch als Ensemble-Methode Bagged bzw. Boosted Tree):

- o gute Qualität der Klassifikation
- + Klassifikator benötigt wenig Speicherplatz und ist einfach zu programmieren
- + sehr anschauliche Klassifikation mit intuitiv klarer Interpretation

k-Nearest-Neighbor:

- o gute bis sehr gute Qualität der Klassifikation,
- + kein Training erforderlich
- Klassifikator benötigt sehr viel Speicherplatz, da die gesamte Datenbank benötigt wird
- + sehr anschauliches Verfahren

In unseren Tests wurden durchgängig die besten Ergebnisse mit der Stützvektormethode und künstlichen neuronalen Netzwerken erzielt. Da diese beiden Verfahren es erlauben, einen Klassifikator zu erstellen, der wenig Speicherplatz benötigt und rechnerisch wenig aufwendig ist, erfüllen sie auch im Hinblick auf die Implementation in einem Mikrocontroller eine wesentliche Voraussetzung. SVMs und künstliche neuronale Netze sind daher die Methoden der Wahl für ein Funktionsmuster, denn im fertigen Produkt sind Erkennungsrate und Geschwindigkeit entscheidend, während die Anschaulichkeit des Verfahrens keine Rolle spielt.

Wellenlängen(-bereiche) für die Klassifikation

Natürlich tragen nicht alle Bereiche des Spektrums gleichermaßen zur Klassifikation bei. Es gibt Wellenlängenbereiche, in denen es große Unterschiede zwischen den Spektren menschlicher Haut und Fleischspektren gibt, während in anderen Wellenlängenbereichen nur geringe Unterschiede bestehen. Um die wichtigen Wellenlängenbereiche zu identifizieren, wurde untersucht, wie gut die Treffergenauigkeit ausfällt, wenn man die Intensität bei einer einzelnen Wellenlänge für die Klassifikation heranzieht. Trägt man dann die Treffergenauigkeit als Funktion der Wellenlänge auf, so lassen sich die Bereiche im Spektrum identifizieren, die besonders signifikante Unterschiede aufweisen.

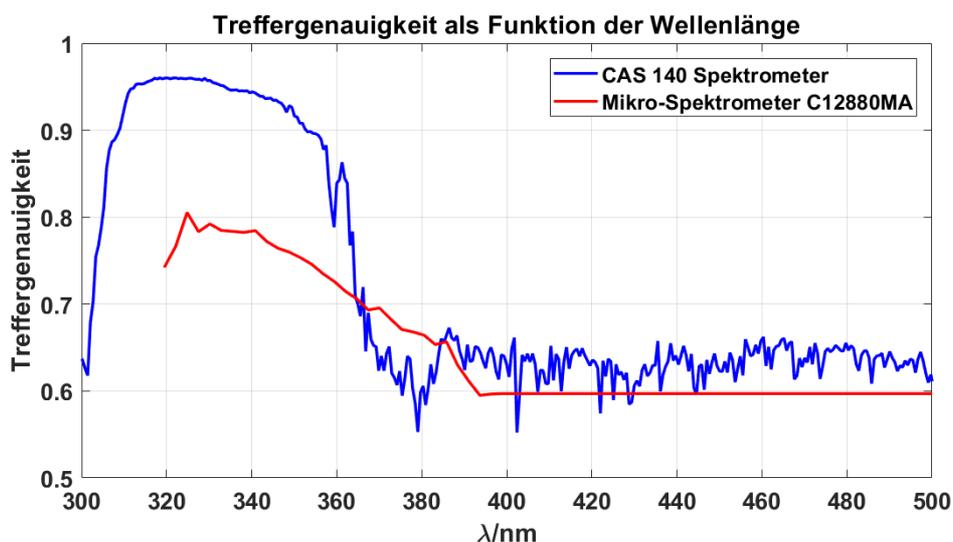


Abbildung 16 Treffergenauigkeit bei Klassifikation mittels Intensität bei einer einzelnen Wellenlänge

Abbildung 15 zeigt die Treffergenauigkeit als Funktion der Wellenlänge sowohl für das hochauflösenden Spektrometer Instrument Systems CAS 140 als auch für das Mikro-Spektrometer Hamamatsu C12880. Für beide Spektrometer erkennt man eine gute Treffergenauigkeit im Ultravioletten, unterhalb von 360 nm bzw. 390 nm, während für größere Wellenlängen nur eine geringe Treffergenauigkeit erzielt wird. Oberhalb von 400 nm bleibt die Treffergenauigkeit konstant (bzw. nahezu konstant). In diesem Bereich ist aufgrund der Intensität bei einer einzelnen Wellenlänge keine vernünftige Klassifikation möglich, weshalb praktisch alle Spektren ein und derselben Klasse, nämlich der Majorität zugeordnet werden.

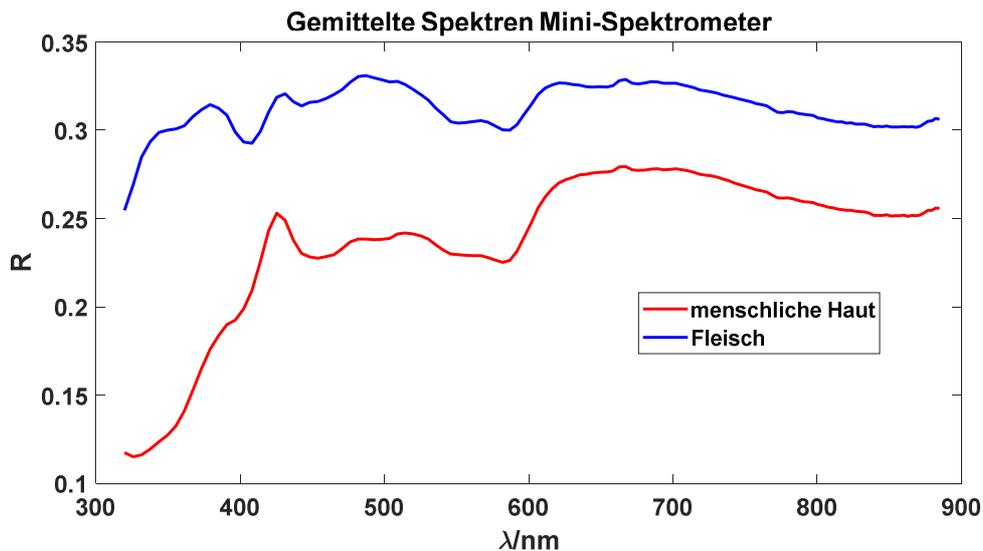


Abbildung 17 Gemittelte Spektren (Hamamatsu C12880MA)

Im Folgenden wird die Klassifikation mittels der Spektren des Mikrospektrometers näher untersucht. Die Mittelung der verwendeten Spektren zeigt Abbildung 16. Auch in diesen Spektren kann man das Driften des Spektrums der verwendeten Mischlichtlampe zumindest bei 660 nm noch erahnen, auch wenn es aufgrund der geringeren Auflösung deutlich weniger auffällig ist als beim hochauflösenden Spektrometer.

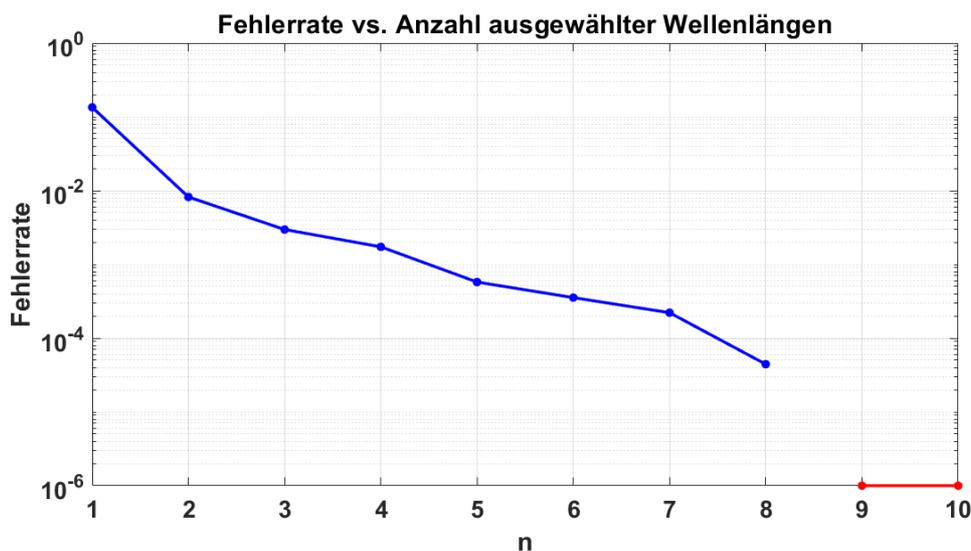


Abbildung 18 Rückgang der Fehlerrate mit der Anzahl der Wellenlängen für die Klassifikation

Abbildung 17 zeigt, wie sich die Treffergenauigkeit verbessert, wenn man sukzessive weitere Wellenlängen zur Auswertung hinzunimmt. Die entsprechenden Wellenlängen (in nm) sind in der nachfolgenden Tabelle aufgeführt.

| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 330 | 425 | 868 | 577 | 600 | 783 | 338 | 842 | 417 | 726 |

Abbildung 19 Auswahl der Wellenlängen für Klassifikation mit maximaler Treffergenauigkeit

Beginnend mit einer Wellenlänge im UV (330 nm) erreicht man die größtmögliche Verbesserung der Treffergenauigkeit durch Hinzunahme einer Wellenlänge im blauen Spektralbereich (425 nm). Nimmt man eine dritte Wellenlänge hinzu, so liegt die optimale Wahl im nahen Infrarot (868 nm). Mit der Hinzunahme von Wellenlängen im Gelben (577 nm), Orangen (600 nm) und Roten (783 nm) wird die Treffergenauigkeit weiter verbessert. Darüber hinaus sind nur noch geringfügige Verbesserungen der Treffergenauigkeit zu erzielen und die Spektralbereiche wiederholen sich.

Zur Veranschaulichung der Wirksamkeit des Verfahrens zeigt Abbildung 19 ein Streudiagramm, in dem die Intensität bei den beiden Wellenlängen, die den größten Beitrag zur Treffergenauigkeit leisten, also 330 nm und 425 nm gegeneinander aufgetragen ist. Man erkennt deutlich zwei voneinander getrennte Punktwolken für die beiden Klassen „menschliche Haut“ und „totes tierisches Gewebe“. Damit wird auch sofort verständlich, warum man bereits mit den Intensitäten bei nur zwei ausgewählten Wellenlängen eine sehr hohe Treffergenauigkeit erzielt, denn die Punktwolken scheinen linear separabel zu sein. Und auch die Treffergenauigkeit aufgrund der Intensitäten bei einer einzelnen Wellenlänge (in diesem Fall 330 nm) ist anschaulich klar: Wählt man als Grenze zwischen beiden Klassen den Wert -1,27 der normierten Intensität, so wird nur ein geringer Teil der Fleischspektren fälschlicherweise als menschliche Haut klassifiziert, während der weitaus größte Teil der Fleischspektren und alle Spektren menschlicher Haut der jeweils richtigen Klasse zugeordnet werden.

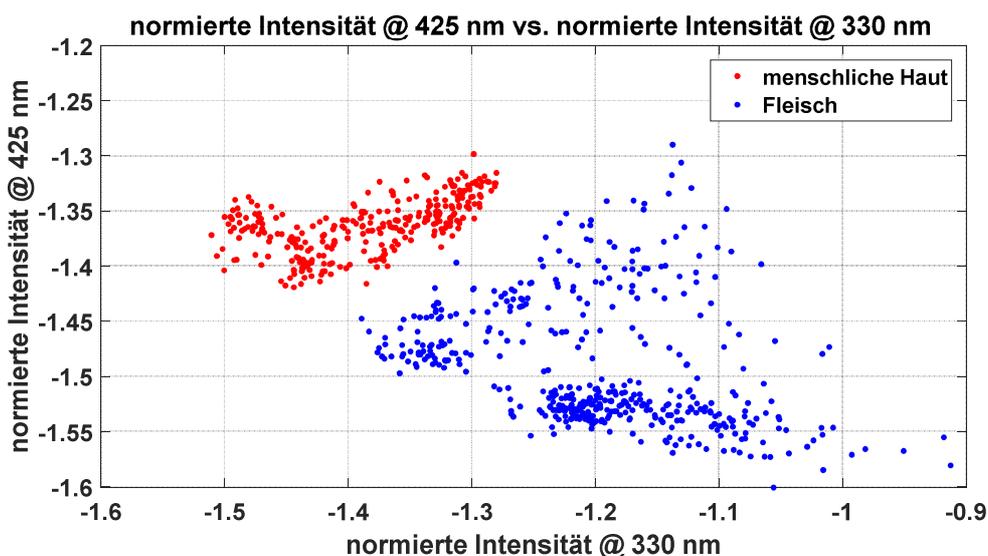


Abbildung 20 Streudiagramm der Intensität bei den beiden aussagekräftigsten Wellenlängen

Diese Vorgehensweise der Auswahl möglichst aussagekräftiger Wellenlängen ähnelt im Prinzip einer Hauptkomponentenanalyse (PCA). Allerdings werden im Gegensatz zur PCA nicht

optimale (Linear-) Kombinationen von Faktoren ermittelt, sondern es werden weiterhin Originaldaten (d.h. Intensitäten bei bestimmten Wellenlängen) verwendet. Somit könnte dieses Verfahren auch rein experimentell umgesetzt werden. Im vorliegenden Beispiel erreicht man mit 9 oder 10 ausgewählten Wellenlängen eine Treffergenauigkeit von 100%. D.h. bereits mit wenigen Wellenlängen kann man genauso gut klassifizieren, wie mit dem gesamten Spektrum. Der Hauptgrund dafür ist natürlich der kontinuierliche Verlauf des Spektrums: Die Intensität bei benachbarten Wellenlängen ist nahezu gleich, d.h. durch Hinzunahme der Information einer Nachbarwellenlänge kann man die Treffergenauigkeit nicht erhöhen.

Dennoch erscheint es sinnvoll, das gesamte Spektrum für die Klassifikation zu verwenden, weil die optimalen Wellenlängen sich bei wechselnden Bedingungen leicht verschieben können. Hat man das gesamte Spektrum zur Verfügung, so sind die aussagekräftigsten Wellenlängen in jedem Fall enthalten, während man bei der Verwendung einzelner Wellenlängen im Einzelfall vom Optimum abweichen könnte. Darüber hinaus erfordert die Auswahl einzelner Wellenlängen die Verwendung teurer schmalbandiger Filter, was die Gesamtkosten des Systems in die Höhe treiben würde.

Funktionsmuster - Detektor

Aufgrund dieser Überlegungen fiel die Wahl des Detektors für das Funktionsmuster auf das Mikrospektrometer Hamamatsu C12880MA. Dieses Spektrometer deckt den erforderlichen Spektralbereich vom nahen Ultravioletten bis ins Sichtbare bzw. nahe Infrarot ab und kann Spektren mit der erforderlichen Geschwindigkeit aufzeichnen. Aufgrund der Art des verbauten CCD-Chips nimmt die Empfindlichkeit des Spektrometers im für uns besonders interessanten Wellenlängenbereich zwischen 400 und 300 nm stark ab. Dies führte zu der Annahme, dass man das System durch eine empfindliche UV-Fotodiode ergänzen muss, um die beste Treffergenauigkeit zu erzielen.

Diese Annahme hat sich aber in unseren Untersuchungen nicht bestätigt: Weil die Fotodiode über einen Wellenlängenbereich integriert, ist ihr Signal weniger aussagekräftig als das der besten Einzelwellenlängen (vgl. Abbildung 15) des Mikrospektrometers. Durch die Hinzunahme des Signals der Fotodiode konnte die Treffergenauigkeit nicht verbessert werden. Obwohl die Empfindlichkeit des Spektrometers im UV stark abnimmt, ist sie ausreichend für eine treffgenaue Klassifikation der Spektren, so dass eine Erweiterung des Systems durch zusätzliche spektrale Sensoren keinen Vorteil bringt.

Funktionsmuster - Recheneinheit

Mit der Zielvorgabe eines möglichst kompakten und preiswerten Systems wurde für die Verarbeitung der Daten einschließlich der Klassifikation ein Mikrocontroller vom Typ Arduino 101 ausgewählt. Die Besonderheit dieses Mikrocontrollers besteht darin, dass er einen zusätzlichen Chip mit speziellen Eigenschaften enthält: Dieser Chip (Intel Curie) ist ein sogenannter Neurochip. Auf ihm ist ein neuronales Netz (eines bestimmten Typs) in Form von dedizierter Hardware implementiert. Damit ist der Chip ohne weitere Programmierung für das maschinelle Lernen geeignet. Sowohl Training als auch anschließende Klassifikation können direkt auf dem Chip erfolgen. Da dieses unmittelbar auf der Hardware geschieht, wird eine hohe Geschwindigkeit und gleichzeitig ein geringer Energieverbrauch erzielt. Dies erscheint zunächst als der optimale Ansatz für unsere Aufgabenstellung, eine nähere Betrachtung zeigt aber, dass das nur mit Einschränkungen gilt.

Auf dem verwendeten Neurochip erfolgt die Klassifikation mittels eines Netzwerks, das mit radialen Basisfunktionen arbeitet (RBFN). Solche Netzwerke sind besonders gut für Regression geeignet. Für die Anwendung im vorliegenden Forschungsprojekt stellen RBF-Netze nicht die optimale Wahl dar. Zum Erreichen einer bestimmten Treffergenauigkeit müssen wesentlich mehr Trainingsdaten verarbeitet werden als z.B. mit Feedforward-Netzen oder der Stützvektormethode.

Da bei RBF-Netzen jeder Knoten einen Prototyp speichert, wächst die Anzahl der benötigten Knoten mit der Größe der Trainingsdatenmenge. In unserem Fall ist die Zahl der Knoten ("Neuronen") auf dem Chip ($n = 128$) nicht ausreichend für eine optimale Behandlung der Trainingsdaten. Abbildung 20 zeigt qualitativ, wie die Anzahl der benötigten Knoten mit der Anzahl der Trainingsdatensätze steigt. Für ein optimales Ergebnis wäre es daher notwendig, mehrere Chips (oder einen Chip mit einer größeren Anzahl an Knoten) zu verwenden, was in beiden Fällen zu steigenden Kosten für das Gesamtsystem führen würde.

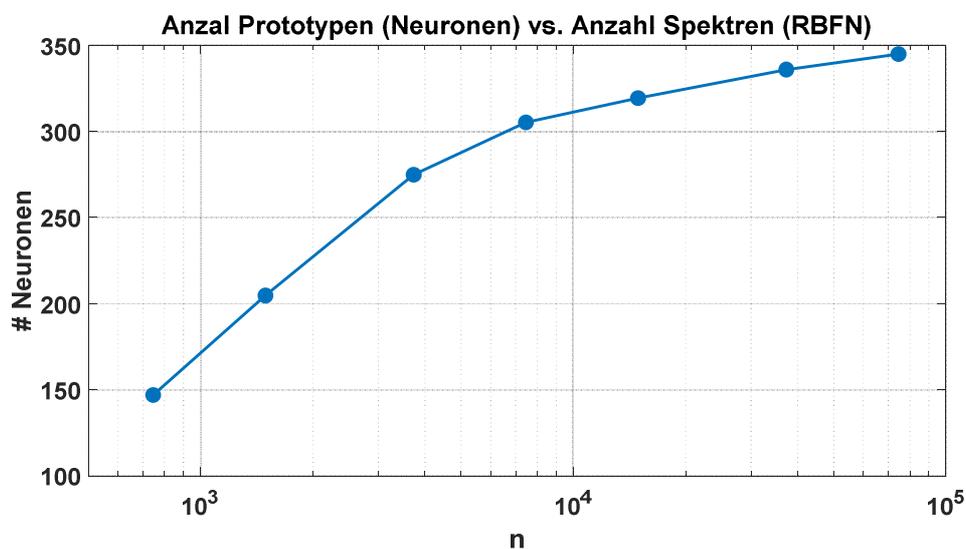


Abbildung 21 Anstieg der Anzahl benötigter Neuronen mit der Anzahl der Spektren

Abbildung 21 zeigt exemplarisch, wie die Fehlerrate mit der Größe der Testdatenmenge sinkt. In diesen Modellrechnungen erreicht man eine bessere Treffergenauigkeit als bei der Klassifikation mit dem Arduino 101 im Funktionsmuster, weil in den Modellrechnungen die Anzahl der Knoten nicht begrenzt ist und weil grundsätzlich alle einmal gespeicherten Prototypen bei der Klassifikation berücksichtigt werden. Der Neurochip hingegen „vergisst“ Prototypen, deren Einflussbereich zu klein ist.

Im Vergleich zur Stützvektormethode oder künstlichen neuronalen Netzen schneidet aber auch das simulierte RBF-Netzwerk schlecht ab.

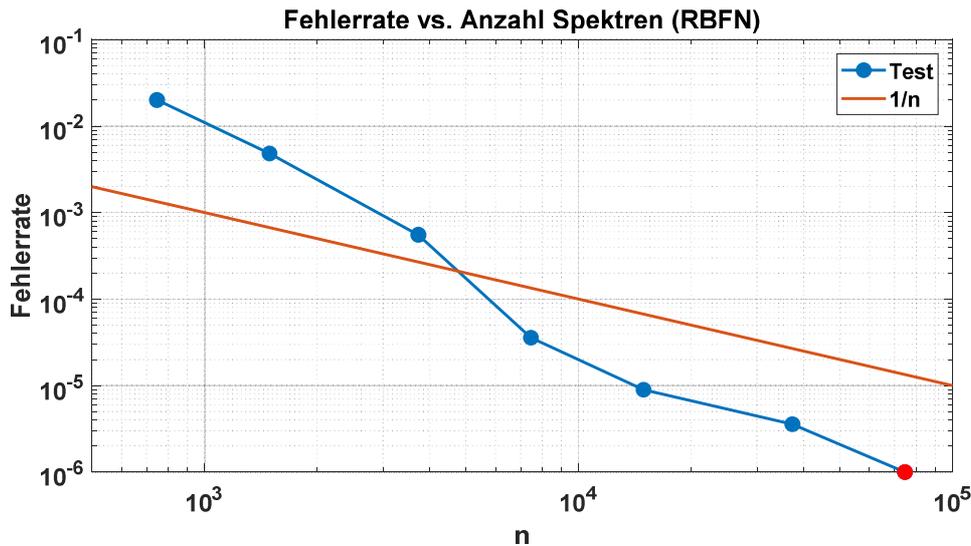


Abbildung 22 Verbesserung der Fehlerrate mit steigender Anzahl an Spektren

7. Auflistung der für das Vorhaben relevanten Veröffentlichungen, Schutzrechtsanmeldungen und erteilten Schutzrechte von nicht am Vorhaben beteiligten Forschungsstellen

Im Hinblick auf die engere Forschungsthematik gibt es nach unserem Kenntnisstand keine neuen Entwicklungen. Allerdings ist zu beachten, dass Entwicklungen im Bereich von Soft- und Hardware zu Veränderungen der Eingangsannahmen oder zu modifizierten Schlussfolgerungen führen. Dies betrifft in unserem Fall die Entwicklung sogenannter neuromorpher Chips, die hohe Rechenleistung bei geringer Leistungsaufnahme mit geringen Kosten verbinden. Mit solchen Chips liegt sogar die Verarbeitung von Video-Aufnahmen in Echtzeit im Bereich des Möglichen. Somit könnte unsere Klassifikationsmethode mit bildauswertenden Verfahren ergänzt werden, womit sich die Treffergenauigkeit weiter steigern ließe.

8. Bewertung der Ergebnisse hinsichtlich des Forschungszwecks/-ziels, Schlussfolgerungen

Das Ziel des Forschungsvorhabens, mittels spektraler und zeitlich dynamischer Auswertung zuverlässig und kontaktlos menschliche Haut von totem tierischen Fleisch/ Gewebe zu unterscheiden, ist erreicht worden. Durch die umfassenden Untersuchungen zu geeigneten Klassifikatoren und Algorithmen ist gezeigt worden, dass sich die Spektren von menschlicher Haut und tierischem Fleisch/ Gewebe sehr sicher unterscheiden lassen. Die Vorverarbeitung der Daten durch eine Standardisierung (Z-Transformation) vor der eigentlichen Klassifikation, machen das System unabhängig von der Intensität der reflektierten Spektren und eine Triangulation o.Ä. zur Entfernungsmessung überflüssig. Für das Funktionsmuster ist ein sehr kostengünstiger neuromorpher Chip (Intel Curie) zusammen mit einem Mikrocontrollerboard (Genuino 101) zum Einsatz gekommen. Neben dieser Lösung sind auch Untersuchungen für eine

Umsetzung auf anderen Systemen, wie FPGAs oder Einplatinencomputer, durchgeführt worden. Für die letztgenannte Variante ist die Entwicklung eines Klassifikators am PC denkbar, was keine Beschränkung der zur Verfügung stehenden Neuronen zur Folge hätte, mit anschließender Portierung auf ein anderes (kompaktes, kostengünstiges) System. Der Einsatz eines kostengünstigen Mikrospektrometers zusammen mit einem Neuronalen Netzwerk machen das im Rahmen des Forschungsvorhabens entwickelte Verfahren so allgemein und variabel, dass es in vielen Bereichen zur Vermeidung von Unfällen an Sägen eingesetzt werden kann. Aufgrund der Schwere von Sägeunfällen gehen diese (neben dem persönlichen Leid der Betroffenen) in der Regel mit einem großen ökonomischen Schaden einher. Daher ist die Verbesserung der Sicherheit von Sägen grundsätzlich von Interesse für die gesetzliche Unfallversicherung. Betrachtet man ausschließlich Knochen(band)sägen, so sind zunächst Arbeitsplätze in den Bereichen „Nahrungsmittel und Gastgewerbe“ (BGN), „Handel und Warenlogistik“ (BGHW) betroffen. Vergleichbare Arbeitsplätze gibt es auch in der Pathologie, d.h. im Bereich „Gesundheitsdienst und Wohlfahrtspflege“ (BGW). Darüber hinaus ist die Verbesserung der Sicherheit von Sägen von besonderem Interesse im Bereich „Holz und Metall“ (BGHM), der mit deutlichem Abstand die höchsten Unfallzahlen aufweist. Weiter ist neben dem Einsatz an Sägeeinrichtungen auch der Einsatz an anderen handbedienten Maschinen, wie z.B. Pressen und Stanzen, denkbar. Durch die Verwendung eines Systems, welches sich auf verschiedene Werkstoffe und Materialien „trainieren“ - also erweitern - lässt, ist ein breites Einsatzspektrum möglich. Mit dem Mikrospektrometer stehen nicht nur einzelne Wellenlängen zur Klassifikation zur Verfügung, sondern direkt ein ganzes Frequenzband, welches zur Klassifikation herangezogen werden kann. In den Untersuchungen zu den Klassifikatoren ist weiter gezeigt worden, dass bereits einige wenige Wellenlängen (vgl. Kapitel „Wellenlängen(-bereiche) für die Klassifikation“, Abbildung 17 und Abbildung 18) genügen können, um sicher zu klassifizieren. Dies ist von Bedeutung für die richtige Auswahl der Lichtquelle. Zur Aufnahme der Spektren sind hauptsächlich breitbandige Mischlichtlampen mit einem UV-Lichtanteil eingesetzt worden. UV-LEDs mit entsprechender optischer Leistung sind (noch) immer recht teuer und oft nur in bestimmten Wellenlängen erhältlich. Im Vergleich zu LEDs im sichtbaren Spektralbereich führt das zusammen mit der geringeren Empfindlichkeit des Mikrospektrometers im UV-Wellenlängenbereich von 340 nm bis 400 nm zu einem schwachen Reflexionsspektrum. Aus zeitlichen Gründen sind zu dieser Thematik keine weiteren Messreihen anhand von Proben durchgeführt worden. Hinsichtlich der Optimierung einer günstigen und leistungsfähigen Lichtquelle besteht noch weiterer Entwicklungsbedarf. Als Funktionsmuster sind zwei verschiedene Aufbauten realisiert worden: Ein Messaufbau mit einer Sensorik von oben sowie ein Aufbau mit einer direkt im Säge Tisch eingebauten Sensorik unterhalb des zu sägenden Gewebes.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass durch den Einsatz eines neuromorphen Netzwerkes zusammen mit einem Mikrospektrometer ein sehr variabel einsetzbares Messsystem entwickelt worden ist, welches sich in viele Arbeitsumgebungen integrieren lässt. Als weiteren Schritt wird die Entwicklung eines Prototypen gesehen, welcher in einem Feldtest auf Praxistauglichkeit untersucht werden sollte.

9. Aktueller Umsetzungs- und Verwertungsplan

Das Fernziel dieses Forschungsvorhabens, dem schon eine Reihe ähnlicher Arbeiten vorausgegangen sind, besteht darin, ein Funktionsmuster in eine Bandsäge (bzw. eine Arbeitsumgebung mit einer Bandsäge) einzubauen und zu testen. Ein solcher Test beinhaltet die

Überprüfung der Alltagstauglichkeit, Zuverlässigkeit und Langlebigkeit sowie Untersuchungen zum Manipulationsschutz und die Überprüfung des Einflusses von Umgebungsbeleuchtung, möglicher Verschmutzung und täglicher Reinigung.

Im Hinblick auf dieses Fernziel soll der Kontakt zu einem Sensorhersteller in der Region aufgenommen werden (Zeithorizont: ein halbes Jahr), um ausgehend von unserem Funktionsmuster einen Prototyp nach industriellen Standards zu entwickeln. Die Zeit bis zur Kontaktaufnahme sollte genutzt werden, um möglichst viele weitere Spektren aufzunehmen (beispielsweise in einer Bachelor- oder Masterarbeit) und durch Training auf einer derart erweiterten Datenbasis die bestehenden Klassifikatoren weiter zu verbessern. Das bezieht sich sowohl auf hochaufgelöste Spektren als auch auf Messungen mit dem Mikro-Spektrometer.

Darüber hinaus sind (mit ähnlichem Zeithorizont) Veröffentlichungen in einschlägigen internationalen Zeitschriften geplant. Unter anderem stehen folgende Zeitschriften zur Auswahl:

- Journal of Sensors (<https://www.hindawi.com/journals/js/>)
- Safety Science (<https://www.journals.elsevier.com/safety-science/>)
- International Journal of Safety and Ergonomics
(<http://www.tandfonline.com/toc/tose20/current>)
- Measurement Science and Technology (<http://iopscience.iop.org/journal/0957-0233>)
- Physiological Measurement (<http://iopscience.iop.org/journal/0967-3334>)

10. Anhang

A Literatur

- Anderson, R. und Parrish, J. 1981.** *The optics of human skin.* 1981. Vol. 77 No.1 pp 13-19.
- Angelopoulou, Elli. 1999.** *The Reflectance Spektrum of Human Skin.* Pennsylvania : University of Pennsylvania, 1999. Technical Report No. MS-CIS-99-29.
- Fitzpatrick, T. 1988.** The validity and practicality of sun-reactive skin types I through VI. *Arch. Dermatol.* 1988, vol. 124.
- Jung, Norbert, Reinert, Dietmar und Schwaneberg, Oliver. 2006.** *A MANUALLY FED MACHINE FOR WORKING ON MATERIALS, OBJECTS AND THE LIKE, AND PROTECTIVE MEANS FOR SUCH A MACHINE.* EP2054193 / EP2193878 EU, 15. Dezember 2006. Sensorsystem.
- Meglinski, I.V. und Matcher, S.J. 2002.** Computer simulation of the skin reflectance spectra. *Computer Methods and Programs in Biomedicine.* 2002, 70.
- Prahl, Scott. 1999.** Optical Absorption of Hemoglobin. *Optical Absorption of Hemoglobin.* [Online] 15. Dezember 1999. [Zitat vom: 3. September 2014.] <http://omlc.org/spectra/hemoglobin/index.html>.
- Schwaneberg, Oliver. 2013.** *Concept, System Design, Evaluation and Safety Requirements for a Multispectral Sensor.* Siegen : s.n., 2013.
- Schwaneberg, Oliver, Steiner, Holger und Jung, Norbert. 2012.** *Lernfähiges, berührungsloses Infrarot-Sensorsystem für Schutzeinrichtungen an Sägen (LBIS).* Sankt Augustin : Hochschule Bonn-Rhein-Sieg, 2012.

B Abbildungsverzeichnis

| | |
|--|----|
| Abbildung 1 Molare Extinktionskoeffizienten von Hämoglobin und Oxyhämoglobin | 5 |
| Abbildung 2 Gemittelte Spektren StellarNet EPP2000C | 6 |
| Abbildung 3 Verteilung der Lage des 2. Minimums im W-Muster | 7 |
| Abbildung 4 Schematischer Aufbau der menschlichen Haut..... | 8 |
| Abbildung 5 Absorptionskoeffizienten wichtiger Moleküle..... | 8 |
| Abbildung 6 Eindringtiefe verschiedener Spektralbereiche..... | 9 |
| Abbildung 7 Extinktionskoeffizienten von Eumelanin und Phöomelanin..... | 9 |
| Abbildung 8 Knochensägen mit schematischem Sensor (Vor-Ort-Besichtigung Westfleisch GmbH)..... | 10 |
| Abbildung 9 Zeitliche Abfolge der Arbeitspakete | 11 |
| Abbildung 10: Gemittelte Spektren (Stellarnet BlueWave UV-50)..... | 13 |
| Abbildung 11 Standardisierte Reflexionsspektren menschlicher Haut an verschiedenen Körperpartien nach Sauer mann et. al..... | 14 |
| Abbildung 12 Vergleich der Reflexionsspektren menschlicher Haut von ausgewählten Körperpartien mit Reflexionsspektren von Lamm- und Schweinefleisch..... | 15 |

| | |
|--|----|
| Abbildung 13 Vergleich simulierter Reflexionsspektren menschlicher Haut mit und ohne Melanin..... | 16 |
| Abbildung 14 Gemittelte Spektren (Instrument Systems CAS 140CT)..... | 16 |
| Abbildung 15 Ausgewählte Spektren vor und nach der Autoskalierung)..... | 18 |
| Abbildung 16 Treffergenauigkeit bei Klassifikation mittels Intensität bei einer einzelnen Wellenlänge..... | 20 |
| Abbildung 17 Gemittelte Spektren (Hamamatsu C12880MA)..... | 21 |
| Abbildung 18 Rückgang der Fehlerrate mit der Anzahl der Wellenlängen für die Klassifikation | 21 |
| Abbildung 19 Auswahl der Wellenlängen für Klassifikation mit maximaler Treffergenauigkeit | 22 |
| Abbildung 20 Streudiagramm der Intensität bei den beiden aussagekräftigsten Wellenlängen . | 22 |
| Abbildung 21 Anstieg der Anzahl benötigter Neuronen mit der Anzahl der Spektren..... | 24 |
| Abbildung 22 Verbesserung der Fehlerrate mit steigender Anzahl an Spektren | 25 |

C Technische Daten Spektrometer

UV/VIS-Spektrometer StellarNet EPP2000C

| | |
|---------------------|-------------------------------|
| Größe | (60 x 170 x 205) mm |
| Spektralbereich | 250 nm bis 850 nm |
| Spektrale Auflösung | 0.75 nm |
| Sensor | CCD |
| Pixel size | 14 x 200 μm |
| Number of pixels | 2048 pixels |
| Slit | 25 μm |
| Digitizer | 16 bit |
| SNR | 1000:1 |
| Spectrograph | f/4 HR-Czerny-Turner |
| Grating | 590 g/mm, holographic-concave |
| Fiber optic input | SMA905, 0.22na single fiber |



UV/ VIS-Spektrometer StellarNet BlueWave UV-50

| | |
|---------------------|-----------------------------|
| Größe | (25 x 75 x 125) mm |
| Spektralbereich | (200 bis 660) nm |
| Spektrale Auflösung | 0.8 nm |
| Sensor | CCD |
| Pixel size | 14 x 200 μm |
| Number of pixels | 2048 pixels |
| Slit | 50 μm |
| Digitizer | 16-bit |
| SNR | 1000:1 |
| Spectrograph | f/4 SymX-Czerny-Turner |
| Grating | 1200 g/mm |
| Fiber optic input | SMA905, 0.22na single fiber |



UV/VIS-Spektrometer CAS140 CT-152

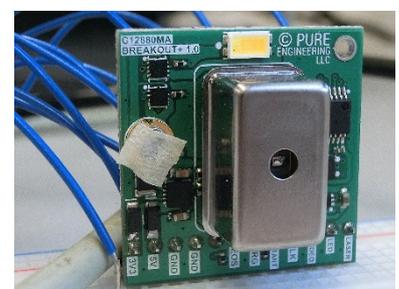
Modell UV-VIS

- Wellenlängenbereich 200 - 800 nm
- Spektrale Auflösung 2,7 nm (100 μm Spalt)
- 0,6 nm/Pixel Datenpunktintervall
- Eingebauter Shutter und Ordnungsfilter
- Filtrerrad mit UV Dichtefiltersatz OD1, OD2, OD3, OD4
- 15 Bit AD-Wandler
- Detektorkühlung auf -10°C
- 1024x128 Pixel (Binning-Mode) back-illuminated CCDDetektor



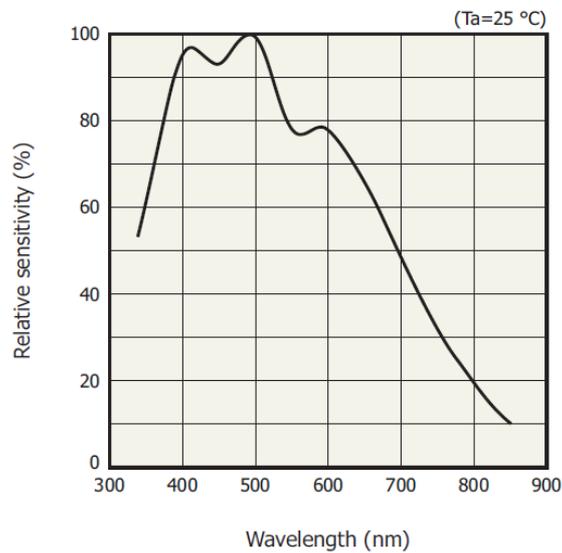
Micro-Spektrometer Hamamatsu C12880MA

| | |
|----------------------------|---|
| Größe | (20.1 x 12.5 x 10.1) mm |
| Gewicht | 5g |
| Spektralbereich | 340 nm bis 850 nm |
| Spektrale Auflösung (FWHM) | 12 bis 15 nm |
| Sensor | High-sensitivity CMOS linear image sensor with slit |
| Pixel size | 14 x 200 μm |
| Number of pixels | 288 pixels |
| Slit | 50 x 500 μm |
| Versorgungsspannung | -0.3 bis +6 V |

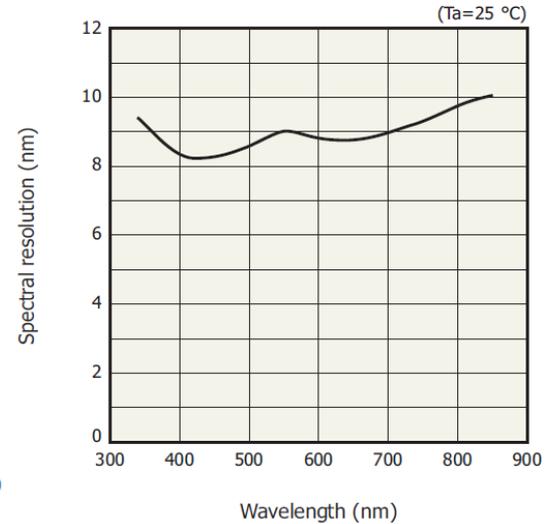


Taktfrequenz 0.2 bis 5 MHz
 Strom 20 mA
 Measurable incident light level 10^{-14} bis 10^{-6}

▣ Spectral response (typical example)



▣ Spectral resolution vs. wavelength (typical example)



▣ Pin connections

Make electrical connections to an external circuit using leads.

| Pin no. | Symbol | Name | I/O | Description |
|---------|--------|----------------|-----|--|
| 1 | +Vs | Supply voltage | I | Sensor power supply: 5 V |
| 2 | GND | Ground | - | Sensor ground |
| 3 | +Vs | Supply voltage | I | Sensor power supply: 5 V |
| 4 | CLK | Clock pulse | I | Sensor clock pulse |
| 5 | Case | Case | - | Case connection |
| 6 | ST | Start pulse | I | Sensor start pulse |
| 7 | TRG | Trigger pulse | O | Pulse for capturing sensor video signals |
| 8 | NC | | - | No connection |
| 9 | EOS | End of scan | O | Sensor scan end |
| 10 | Video | Video output | O | Sensor video output |

Note: Pin no. 5 and the case of the micro-spectrometer are at the same potential. Ensure that the case is not in contact with other potentials during use. Parts coming in contact with the case must be set at the same potential as pin no. 5 or insulated from potentials.

Quelle: c12880ma_kacc1226e.pdf