

# Spektrale Bandselektion für das Filterdesign optischer Inspektionssysteme

Spectral Band Selection for Filter Design of Optical Inspection Systems

Matthias Michelsburg, Karlsruher Institut für Technologie (KIT),  
Robin Gruna, Kai-Uwe Vieth, Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB,  
Karlsruhe,  
Fernando Puente León, Karlsruher Institut für Technologie (KIT)

**Zusammenfassung** Die automatische Inspektion mit Methoden der Bildverarbeitung wird in vielen Bereichen – beispielsweise in der Nahrungsmittelindustrie – eingesetzt, um die gewünschte Qualität eines Produkts zu gewährleisten. Für besonders anspruchsvolle Inspektionsaufgaben reicht das Signal einer einzelnen Graustufen- oder RGB-Farbkamera nicht aus, um ein zufriedenstellendes Ergebnis zu erreichen. Durch Hinzunahme von Spektralbereichen außerhalb des sichtbaren Wellenlängenbereichs kann eine Klassifikation verbessert werden. Eine wichtige Rolle spielt hierbei der Nahinfrarotbereich, welcher in der Spektroskopie seit vielen Jahren zur Qualitätskontrolle und Analytik genutzt wird. Hyperspektrale Bildaufnahmen liefern zu jedem Bildpunkt ein hoch aufgelöstes Spektrum, finden jedoch in industriellen Inspektionsanlagen aufgrund der hohen Kosten, der aufwändigen Signalverarbeitung und der begrenzten Geschwindigkeit weniger Anwendung. Durch Reduktion der Messung auf diejenigen spektralen Bereiche, mit welchen eine gute Klassifikation möglich ist, kann ein einfacheres und schnelleres Inspektionssystem entworfen werden.

An einem Beispiel aus dem Bereich der Schüttgutsortierung wird ein Ansatz zur Auswahl von optischen Filtern mithilfe hyperspektraler Bildaufnahmen vorgestellt und bewertet. ►►► **Summary** Automated visual inspection is widely used to guarantee the desired quality of a product. However, the signal of a single grayscale or RGB camera might not be sufficient for demanding inspection tasks. By the inclusion of spectral regions outside the visible wavelength range a classification can be improved. Thereby, the near infrared region is of particular significance, which has been used in spectroscopy for quality control and analytics for many years. Hyperspectral image acquisition provides a high resolution spectrum for each pixel, but its use for visual inspection is limited due to high costs, complex signal processing, and low speed. By reducing the measurement to those spectral regions that allow a good classification, a simpler and faster inspection system can be designed. An approach for the selection of optical filters using hyperspectral images is presented and evaluated based on using an example of the field of bulk materials sorting.

**Schlagwörter** Hyperspektrale Bildverarbeitung, NIR-Spektroskopie, Filterentwurf, Bandselektion, Schüttgutsortierung ►►►  
**Keywords** Hyperspectral imaging, NIR spectroscopy, filter design, band selection, bulk goods sorting

## 1 Einleitung

Optische Inspektionsanlagen finden in der Industrie weitverbreitete Anwendung. Ein wichtiges Teilgebiet der automatischen Inspektion ist die Schüttgutsortierung.

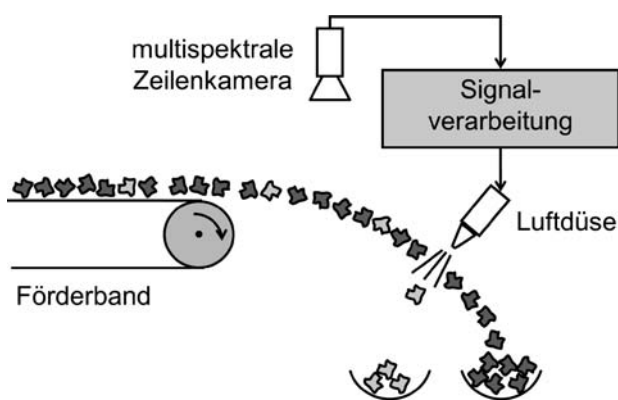
Durch die Verknappung von Ressourcen muss mit Rohstoffen sehr effizient umgegangen werden und Ausgangsstoffe durch Recyclingprozesse rückgewonnen werden, was nicht zuletzt durch aktuelle Umweltauflagen

und Verordnungen motiviert wird [1]. Um diese Anforderungen zu erfüllen, muss beispielsweise der Hausmüll durch aufwändige Sortiervorgänge in seine verschiedenen Stoffklassen aufgeteilt werden.

Ein anderer Bereich, in dem Sortieranlagen seit 20 Jahren nach wie vor zunehmend eingesetzt werden, ist die Nahrungsmittelindustrie [2]. Nahrungsmittel müssen frei von schädlichen Stoffen oder Fremdoobjekten sein; außerdem wünscht der Kunde ein optisch ansprechendes und reines Produkt. Daher müssen bei der Qualitätskontrolle des Herstellungsprozesses sowohl Fremdkörper wie z. B. Reste von Verpackungsmaterialien als auch Produkte mit niedriger Qualität erkannt und aussortiert werden.

Einige der genannten Sortieraufgaben werden händisch durchgeführt, wodurch hohe Kosten bei geringer Prozessgeschwindigkeit entstehen. Werden automatische Sortieranlagen eingesetzt, bringen diese den Vorteil, dass sie rund um die Uhr bei konstant bleibender Qualität betrieben werden können. Mittel- und langfristig reduzieren sich die Produktionskosten, während die Produktqualität verlässlich bleibt.

Bei der automatischen Sortierung von Schüttgütern bewegt sich das zu sortierende Material beispielsweise auf einem Förderband unter einer Zeilenkamera hindurch



**Bild 1** Schematische Darstellung einer automatischen Sortieranlage.



**Bild 2** Automatische Sortieranlage.

(vgl. Bilder 1 und 2). Mit Methoden der Bildverarbeitung können aus dem Kamerasignal Merkmale für einzelne Objekte gewonnen und anhand dieser eine Klassifikation in Gut- und Schlechtmaterial durchgeführt werden. Anschließend werden mit dem Ergebnis eine Ausblaseinheit angesteuert und die unerwünschten Objekte ausgestoßen. Die überwiegende Anzahl an Systemen wird mit einer Graustufen- oder RGB-Farbkamera ausgerüstet. Bei besonders anspruchsvollen Aufgabenstellungen oder speziellen Materialien reicht die Farbinformation jedoch nicht aus, um ein zufriedenstellendes Sortierergebnis zu erreichen. Durch Hinzunahme eines nicht sichtbaren Spektralbereichs kann die Erkennungsrate erhöht werden.

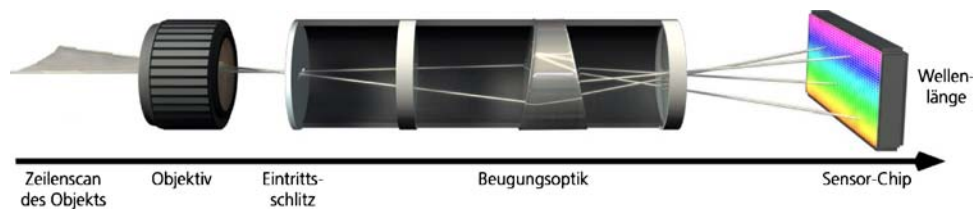
### 1.1 NIR-Spektroskopie

Die Infrarotspektroskopie wird seit vielen Jahren in der Analytik von Nahrungsmitteln, Kunststoffen und Mineralien eingesetzt [3]. Dabei wird die Lichtabsorption von Materialien untersucht, welche von Atom- und Molekülschwingungen verursacht wird. Diese ist für jedes Material spezifisch, wodurch eine stoffliche Zuordnung des Absorptionsspektrums ermöglicht wird. Besondere Bedeutung hat dabei das Spektrum im Nahinfrarotbereich (NIR), d. h. bei einer Wellenlänge zwischen 800 nm und 2500 nm. In diesem Bereich liegen die Oberton- und Kombinationsschwingungen von Molekülen, welche als Absorptionsbanden im Spektrum zu erkennen sind. Diese sind jedoch im NIR schwächer ausgeprägt als die Banden der Grundschwingungen, die im mittleren Infrarotbereich beobachtet werden können [4]. Dies erschwert zwar die Interpretation, dafür ist eine Messung im NIR im Vergleich zum mittleren Infrarot schneller durchführbar und unempfindlicher gegenüber Verunreinigungen. Darüber hinaus ist für eine Aufnahme im NIR keine besondere Präparation der Proben notwendig, was einen einfachen Systemaufbau und eine zerstörungsfreie Messung ermöglicht.

Während bei der klassischen Spektroskopie das Absorptionsspektrum an einem einzigen Ort untersucht wird, erlaubt die hyperspektrale Bildaufnahme eine exakte Zuordnung der örtlichen und der spektralen Information. Somit können die Methoden der Spektroskopie auch in Inspektionssystemen eingesetzt werden, da hier zu jedem Bildpunkt ein eng abgetastetes, näherungsweise stetiges Spektrum aufgenommen wird.

Hyperspektrale Bildaufnahmen werden seit vielen Jahren in der Fernerkundung zur Klassifikation von Böden, Vegetation und Bebauung genutzt [5]. Außerdem spielen sie in der Agrarwirtschaft eine wichtige Rolle bei der Kontrolle des Pflanzenwachstums und der Ernte [6]. Andere Anwendungen liegen in der Laboranalytik und auch bereits in der Analyse von Produkten auf dem Fließband [7–10].

Einen großen Einfluss auf die Auflösung und die Geschwindigkeit einer hyperspektralen Bildaufnahme hat die Art, wie diese durchgeführt wird. Beim Einsatz einer Zeilenkamera kann zwischen einer Scanner-Apparatur



**Bild 3** Hyperspektrale Bildaufnahme – Aufspaltung des Spektrums durch ein Prisma.

und einem Flächensensor unterschieden werden. Durch einen Scanner wird eine Bildzeile abgetastet und das zurückgestreute Licht zeitlich versetzt durch Multiplexer verteilt und in seine spektralen Anteile zerlegt. Dagegen wird bei einem Flächensensor das Licht einer ganzen Zeile durch ein Beugungsgitter geleitet und mit dem Flächensensor gleichzeitig die spektrale und räumliche Information der gesamten Zeile gewonnen (vgl. Bild 3).

### 1.2 Problemstellung

Da bei der hyperspektralen Bildaufnahme örtliche und spektrale Information miteinander verknüpft aufgenommen werden, liegt es nahe, diese in Sortieranlagen einzusetzen. Aufgrund der spektralen Information und der darin enthaltenen Materialeigenschaften kann eine Einteilung in Gut- und Schlechtmaterial vorgenommen werden. Die örtliche Information dient zur Ansteuerung der Ausblasdüsen und ermöglicht die Trennung der beiden Stoffklassen. Für den Einsatz hyperspektraler Bilderfassung in Sortieranlagen muss diese jedoch die industriellen Anforderungen an Auflösung und Geschwindigkeit erfüllen. In aktuellen Sortieranlagen wird das Schüttgut mit einer Geschwindigkeit von 3–6 m/s unter einer Zeilenkamera hindurchgeführt. Mit der Bildrate des Kamerasystems lässt sich daraus die örtliche Auflösung bestimmen. Beispielsweise hat ein aktuelles hyperspektrales System, welches im Nahinfrarotbereich eingesetzt wird, eine Bildrate von 120 Hz und liefert dabei Spektren für 256 Bildpunkte. Daraus ergibt sich eine Pixelausdehnung in Transportrichtung von 2,5–5 cm, was bedeutet, dass nur ausgedehnte Objekte erfasst werden können. Mit aktuellen hyperspektralen Systemen können die genannten industriellen Bedingungen nicht erreicht werden.

Durch Reduktion der Messung auf die spektralen Bereiche, welche zur Lösung des Sortierproblems notwendig sind, können die Messung beschleunigt und die Anforderungen erfüllt werden. Eine solche Lösung mit wenigen Infrarot-Zeilenkameras ist günstiger als ein komplettes hyperspektrales System und ermöglicht gleichzeitig eine höhere Bildrate und Auflösung. Die spektralen Bereiche können dabei durch Interferenzfilter extrahiert werden, welche sich anwendungsspezifisch entwerfen lassen [11]. Dieser Vorgang entspricht gleichzeitig der Merkmalsextraktion für eine spätere Klassifikation. Eine weitere Möglichkeit zur Verbesserung eines Sortiersystems bietet die Kombination aus einer herkömmlichen günstigen RGB-Farbkamera und der Aufnahme von einzelnen Bän-

dern im Infrarotbereich. Es stellt sich nun die Frage, wie diejenigen spektralen Bereiche gefunden, d.h. diejenigen optischen Filter entworfen werden können, welche zu einer optimalen Trennbarkeit der unterschiedlichen Stoffklassen führen. Dafür gibt es verschiedene Bandselektionsverfahren, die in Abschnitt 2 näher beschrieben werden. Für ein bestimmtes Sortierproblem muss darüber hinaus untersucht werden, wie viele spektrale Bänder, d. h. wie viele Merkmale, für die Sortierung nötig sind.

### 2 Methoden der Merkmalsextraktion

Die Klassifikation von Materialien erfolgt in einem Merkmalsraum, der aus einigen wenigen Merkmalen gebildet wird. In diesem Fall sollen die Signale der optischen Sensoren mit applizierten optischen Filtern direkt als Merkmale verwendet werden. Für die Merkmalsextraktion aus hyperspektralen Bildern gibt es eine Vielzahl an Methoden, welche grundsätzlich in zwei Klassen unterteilt werden können.

Zum einen können alle spektralen Kanäle des hyperspektralen Bildes verwendet und daraus Merkmale generiert werden, indem beispielsweise Linearkombinationen der Kanäle gebildet oder die Messdaten transformiert werden. Ein Überblick und ein Vergleich verschiedener Algorithmen zu dieser Art von Merkmalsextraktion aus hyperspektralen Daten findet sich in [12]. Das bekannteste Beispiel ist die Karhunen-Loève-Transformation, welche auch Hauptkomponentenanalyse (PCA) genannt wird. Eine einzelne Hauptkomponente bei der PCA setzt sich in der Regel als Linearkombination aus allen spektralen Kanälen zusammen und kann daher nicht physikalisch sinnvoll interpretiert werden.

Für den Einsatz in industriellen Sortieranlagen kommt diese Art von Merkmalsextraktion nicht in Frage, da dazu alle Kanäle nötig sind und aus in Abschnitt 1.2 genannten Gründen nur einzelne spektrale Bereiche aufgenommen werden sollen.

Bei dem anderen Ansatz wird das hyperspektrale Bild genutzt, um bestimmte spektrale Bereiche auszuwählen, welche sich aus mehreren benachbarten Kanälen des hyperspektralen Bildes zusammensetzen.

Dieser Vorgang wird als Bandselektion bezeichnet und kann einfach im System implementiert werden, da ein spektraler Bereich durch ein angepasstes optisches Filter extrahiert werden kann. Durch eine Beschränkung auf zusammenhängende Spektralbereiche können herkömmliche Bandpassfilter verwendet werden, welche kostengünstig angeboten werden. Die Bandselektion

kann auf verschiedene Arten durchgeführt werden. So kann das Spektrum iterativ aufgeteilt werden [13] oder benachbarte Kanäle können zu spektralen Bereichen verschmolzen werden [14]. Eine weitere Möglichkeit ist die Extraktion der Bereiche durch Gewichtungsfunktionen [15]. Diese Gewichtungsfunktionen können als Transmissionsfunktionen der optischen Filter aufgefasst werden, welche im Sortiersystem eingesetzt werden. Dieses Verfahren soll hier näher beschrieben werden.

Die Merkmalsextraktion geschieht durch die Nachbildung optischer Filter mit einer Transmissionsfunktion

$$f(\lambda; c_i, w_i) = \exp - \frac{(c_i - \lambda)^2}{2w_i^2} \quad \text{für } i = 1, \dots, d.$$

$c_i$  bezeichnet dabei die mittlere Wellenlänge und  $w_i$  bestimmt die Breite der optischen Bandpassfilter. Für jedes Pixel können die  $d$  neuen Merkmale aus dem Spektrum  $s(\lambda)$  mit der Transformation

$$m_i = \int s(\lambda) q(\lambda) f(\lambda; c_i, w_i) d\lambda \quad \text{für } i = 1, \dots, d$$

berechnet werden. Das Integral bildet die Aufnahme mit einem Sensor mit der Quantenausbeute  $q(\lambda)$  und einem davor angebrachten optischen Filter  $f(\lambda; c_i, w_i)$  nach. Die Größe  $m_i$  entspricht der Intensität, welche von einem Sensor gemessen würde. Der Einfachheit halber wird der Einfluss der Beleuchtung vernachlässigt und von einer über den gesamten Wellenlängenbereich konstanten Beleuchtung ausgegangen. Die Wahl von  $d$  passenden Bandpassfiltern kann nun für dieses spezielle Sortierproblem auf die Wahl der Parameter  $c_i$  und  $w_i$  und die Auswertung der neuen Variablen  $m_i$  zurückgeführt werden. Um eine optimale Trennung zu erhalten, müssen die Parameter der Filterfunktionen  $f(\lambda; c_i, w_i)$  so gewählt werden, dass die Merkmale  $m_i$  eine möglichst gute Unterscheidung ermöglichen. Gleichzeitig sollte die Anzahl der Filter  $d$  klein gehalten werden, um die Dimensionalität des Klassifizierungsproblems zu begrenzen.

Alle Verfahren haben gemeinsam, dass die Wahl der spektralen Bereiche anhand der Trennbarkeit der Klassen bewertet werden muss. Aus theoretischer Sicht bildet der

Bayes-Fehler die untere Grenze des zu erwartenden Klassifikationsfehlers und wäre damit das beste Kriterium, um die Parameterwahl zu bewerten. Der Bayes-Fehler kann allerdings nicht direkt berechnet, sondern nur geschätzt werden. Dafür stehen zwei verschiedene Ansätze zur Verfügung. Zum einen sind Distanzmaße wie die Mahalanobis-Distanz [14] und die Bhattacharyya-Distanz [15] Schranken für den Bayes-Fehler. Sie können direkt aus den Merkmalen berechnet werden und geben so ein Maß für die Trennbarkeit zweier Klassen an. Für Mehrklassen-Probleme lässt sich entsprechend die Jeffreys-Matusita-Distanz verwenden [16]. Ein anderer Ansatz berücksichtigt das Klassifikationsergebnis eines Testdatensatzes, das mit einem Klassifikationsverfahren, wie z. B. der linearen Diskriminanzanalyse (LDA) oder der quadratischen Diskriminanzanalyse (QDA), erreicht wird. Mit dem Distanzmaß oder dem Klassifikationsergebnis lässt sich eine Gütefunktion bilden, mithilfe welcher die Parameter  $c_i$  und  $w_i$  gewählt werden können. Da eine globale Suche nach dem Optimum der Gütefunktion nicht realistisch durchführbar ist, muss auf heuristische Algorithmen, wie z. B. genetische Algorithmen, zurückgegriffen werden.

### 3 Experimentelle Ergebnisse

Die in Abschnitt 2 beschriebenen Methoden können anhand eines Beispiels aus der Nahrungsmittelsortierung verdeutlicht und bewertet werden. In diesem Fall sollen getrocknete Zwiebeln von Fremdmaterialien wie Steinen oder Verpackungsmaterial getrennt werden. Zunächst wird ein hyperspektrales Bild von den verschiedenen Materialklassen aufgenommen. Bild 4 zeigt ein RGB-Bild der Materialien und die zugehörigen Spektren im Nahinfrarotbereich.

Die hyperspektrale Bildaufnahme wird im Wellenlängenbereich von 1000 nm bis 2500 nm gewonnen. Die Proben werden mit einer Halogenlampe beleuchtet. Um die Abhängigkeit des Reflektanzspektrums eines Pixels von der Beleuchtung und der Sensitivität des Sensors zu korrigieren, wird ein Weißabgleich durchgeführt. Dazu wird eine Aufnahme eines Referenzmaterials, in diesem Fall Polytetrafluorethylen, welches eine gleichmäßige Re-



RGB-Aufnahme

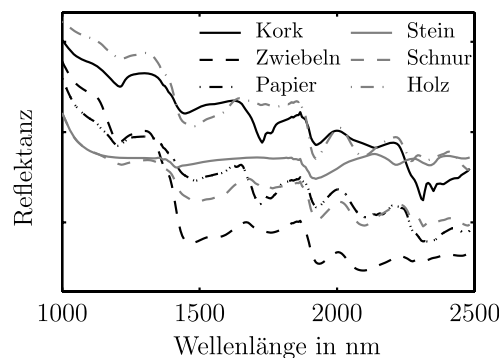


Bild 4 Getrocknete Zwiebeln und verschiedene Fremdmaterialien (Papier, Kork, Schnur, Plastik, Steine, Holz).



flektanz im untersuchten Wellenlängenbereich aufweist, gewonnen. Außerdem wird der Dunkelstrom des Sensorarrays gemessen. Zuletzt werden die einzelnen Pixel den verschiedenen Materialien zugeordnet und diese in unterschiedliche Klassen eingeteilt.

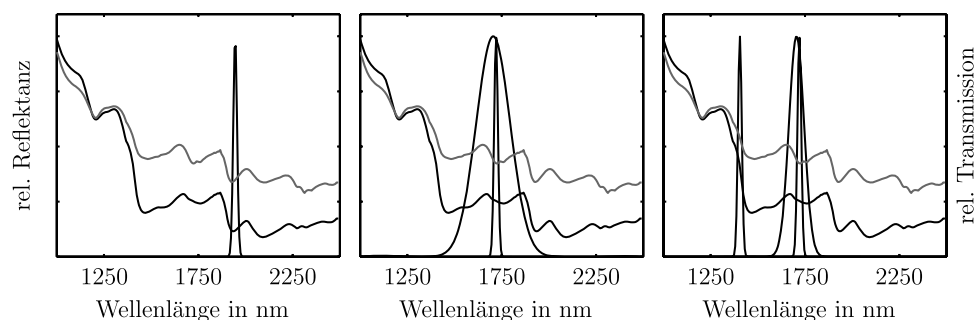
Es werden zwei Szenarien untersucht. In einem ersten Versuch bilden die Spektren der Zwiebeln eine Klasse und eine zweite Klasse setzt sich zu gleichen Teilen aus den Spektren der Fremdmaterialien zusammen. Es handelt sich also um ein Zwei-Klassen-Problem, bei dem nur zwischen Gut- und Schlechtmaterial unterschieden werden soll. In einem anderen Versuch werden fünf gleich große Gruppen von Zwiebeln, Kork, Papier, Stein und Plastik gebildet und versucht, durch einen Klassifikator die einzelnen Stoffklassen zu erkennen. Für beide Szenarien werden sowohl ein Trainingsdatensatz sowie ein Testdatensatz gebildet.

Mit diesen sortierten Trainingsdatensätzen kann ein überwachtes Bandselektionsverfahren angewandt wer-

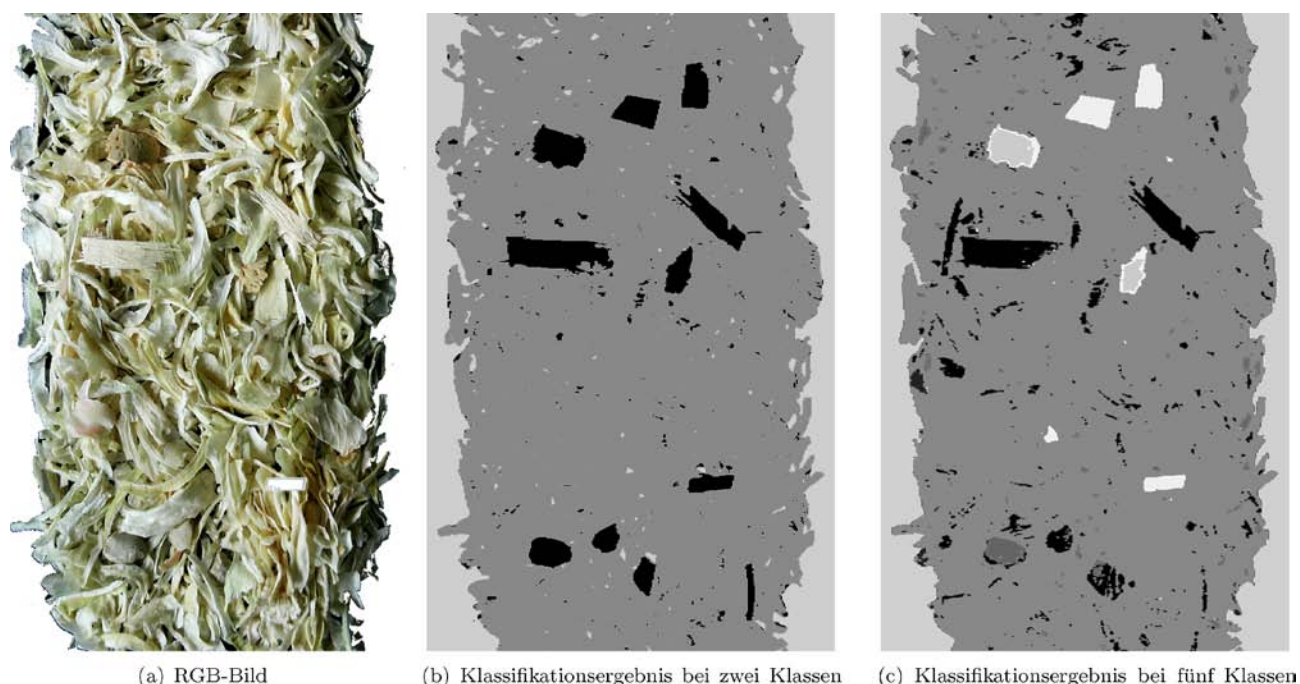
den, um einzelne Spektralbereiche auszuwählen, welche eine gute Unterscheidung zwischen den Materialklassen zulassen. Denkbar ist auch der Einsatz eines Ein-Klassen-Klassifikators, mit dem das Gut-Material von restlichen Materialien abgegrenzt werden soll.

Durch das Verfahren mit parametrisierten Filterfunktionen lassen sich die optischen Filterparameter direkt bestimmen. Da nur eine niedrige Anzahl an Filtern im endgültigen System realisierbar ist, werden im Folgenden genauere Untersuchungen nur für ein, zwei und drei Filter durchgeführt. Als Optimierungsverfahren wird die differentielle Evolution gewählt [17]. Als Gütemaß werden die beiden in Abschnitt 2 beschriebenen Ansätze untersucht. Die gesuchten Filterparameter ergeben sich durch Maximierung eines Distanzmaßes oder durch Minimierung des Klassifikationsfehlers.

Bild 5 zeigt für das Zwei-Klassen-Szenario die gewonnenen Filterfunktionen für ein bis drei Filter, welche die zugehörige Gütefunktion maximieren. Zusätzlich sind die



**Bild 5** Filterfunktionen bei zwei Klassen.



**Bild 6** Klassifikationsergebnis bei einem Testbild mit drei Filtern.

**Tabelle 1** Erreichte Erkennungsraten bei zwei und fünf Klassen und unterschiedlichen Gütekriterien.

Gütekriterium	Klassen- anzahl	Erkennungsraten mit		
		1 Filter	2 Filtern	3 Filtern
Bhattacharyya-Distanz	2	0,79	0,85	0,92
Klassifikations-Fehler (QDA)	2	0,79	0,91	0,91
Jeffreys-Matusita-Distanz	5	0,53	0,97	0,99
Klassifikations-Fehler (QDA)	5	0,57	0,96	0,99

durchschnittlichen Verläufe der Spektren beider Klassen dargestellt. Es ist zu erkennen, dass sich durch das Hinzufügen eines weiteren Filters gegebenenfalls die Position der zentralen Wellenlänge und die Filterbreite eines zuvor gewählten Filters verändern. Zur Evaluation der ausgewählten Filter wird ein zusätzlicher Validierungsdatensatz mithilfe der quadratischen Diskriminanzanalyse (QDA) klassifiziert [18]. Die erreichten Erkennungsraten sind in Tabelle 1 aufgeführt. Die Ergebnisse mit verschiedenen Gütekriterien sind sehr ähnlich, was bedeutet, dass bei der Optimierung die Bhattacharyya-Distanz verwendet werden kann.

Das Ergebnis der Bandselektion kann an einem weiteren hyperspektralen Testbild von getrockneten Zwiebeln und Fremdmaterialien dargestellt werden. Bild 6 zeigt ein RGB-Bild der Materialien und die simulierten Sortiererergebnisse, die für eine NIR-Zeilenkamera und drei verschiedene optische Filter gemäß Bild 5, rechtes Diagramm, zu erwarten sind. In diesem Bild werden alle Fremdstoffe erkannt, doch werden auch einige Pixel, bei denen es sich um Zwiebeln handelt, fälschlicherweise als Fremdmaterial klassifiziert. Um das Ergebnis zu verbessern, können herkömmliche Techniken der Bildverarbeitung, wie z. B. morphologische Filterung, eingesetzt werden, welche kleine falsch klassifizierte Bereiche entfernen.

#### 4 Zusammenfassung

Hyperspektrale Bildaufnahmen ermöglichen es, die herkömmliche Spektroskopie aus der Analytik mit der automatischen Sichtprüfung zu verknüpfen. Es wurde gezeigt, wie mithilfe von Methoden der Bandselektion die Messdaten auf die notwendige Menge reduziert und dadurch die Anforderungen für den Einsatz in automatischen Sortieranlagen erfüllt werden können.

Die Bhattacharyya-Distanz hat sich dabei als hilfreiches Mittel erwiesen, die Trennbarkeit zweier Klassen zu bewerten. Durch die Erweiterung auf das Mehrklassenproblem mithilfe der Jeffreys-Matusita-Distanz kann eine stoffspezifische Klassifikation durchgeführt werden. Mit der quadratischen Diskriminanzanalyse können gute Erkennungsraten erzielt werden, wobei die Ergebnisse bei einer Klassifikation mit drei Filtern besser sind als bei einem Einsatz von nur zwei Filtern. Eine Klassifikation mit nur einem Filter liefert keine zufriedenstellenden Erkennungsraten.

Durch die vorgestellte Bandselektionsmethode werden in der Regel schmalbandige Bänder bevorzugt ausgewählt. Um auch eine Sortierung von dunklen, stark absorbierenden Stoffen zu ermöglichen, sollten die ausgewählten Spektralbereiche möglichst breit sein, damit viel Licht vom Sensor aufgenommen und ein besseres Signal-zu-Rausch-Verhältnis erreicht wird. Wie die Methode angepasst werden kann, sodass breitere Filter ausgewählt werden und gleichzeitig ein gutes Klassifikationsergebnis ermöglicht wird, ist Gegenstand weiterer Untersuchungen.

#### Literatur

- [1] „Richtlinie 2008/98/EG des Europäischen Parlaments und des Rates vom 19. November 2008 über Abfälle und zur Aufhebung bestimmter Richtlinien,“ *Amtsblatt der Europäischen Union*, L 312(1), S. 3–30, 2008.
- [2] M. Graves, B. Batchelor (Hrsg.), *Machine Vision for the Inspection of Natural Products*, Springer-Verlag London Limited, 2003.
- [3] P. Williams, *Near-Infrared Technology in the Agricultural and Food Industries*, American Association of Cereal Chemists, 2001.
- [4] D. Burns, E. Ciurczak, *Handbook of Near-Infrared Analysis*, CRC Press, 2007.
- [5] A. Goetz, „Three decades of hyperspectral remote sensing of the Earth: A personal view“, *Remote Sensing of Environment*, 113, S. S5–S16, 2009.
- [6] M. Zude, Hrsg., *Optical Monitoring of Fresh and Processed Agricultural Crops (Contemporary Food Engineering)*, CRC Press, 2008.
- [7] P. Mehl, Y. Chen, M. Kim, and D. Chan, „Development of hyperspectral imaging technique for the detection of apple surface defects and contaminations“, *Journal of Food Engineering*, 61(1), S. 67–81, 2004.
- [8] A. Hernández Gómez, Y. He, and A. García Pereira, „Non-destructive measurement of acidity, soluble solids and firmness of Satsuma mandarin using Vis/NIR-spectroscopy techniques“, *Journal of food engineering*, 77(2), S. 313–319, 2006.
- [9] D. Ariana, R. Lu, and D. Guyer, „Near-infrared hyperspectral reflectance imaging for detection of bruises on pickling cucumbers“, *Computers and electronics in agriculture*, 53(1), S. 60–70, 2006.
- [10] R. Gruna, K. Vieth, M. Michelsburg, and F. Puente León, „Hyperspectral Imaging – From Laboratory to In-line Food Sorting“, *Proceedings of the Second International Workshop on Image Analysis in Agriculture*, S. 79–90, 2010.
- [11] A. Thelen, *Design of optical interference coatings*, McGraw-Hill New York, 1989.
- [12] P. Paclik, R. Leitner, and R. Duin, „A study on design of object sorting algorithms in the industrial application using hyperspectral imaging“, *Journal of Real-Time Image Processing*, 1(2), S. 101–108, 2006.
- [13] S. Serpico and G. Moser, „Extraction of spectral channels from hyperspectral images for classification purposes“, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(2), S. 484–495, 2007.
- [14] P. Withagen, E. den Breejen, E. Franken, A. de Jong, and H. Winkel, „Band selection from a hyperspectral data-cube for a real-time multispectral 3CCD camera“, S. 84–93, 2000.
- [15] S. De Backer, P. Kempeneers, W. Debruyne, and P. Scheunders, „A band selection technique for spectral classification“, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2(3), S. 319–323, 2005.
- [16] L. Bruzzone, F. Roli, and S. Serpico, „An extension of the Jeffreys-Matusita distance to multiclass cases for feature selection“, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(6), S. 1318–1321, 1995.

- [17] R. Storn and K. Price, „Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces“, *Journal of global optimization*, **11**(4), S. 341–359, 1997.
- [18] T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman, and J. Franklin, „The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction“, *The Mathematical Intelligencer*, **27**(2), S. 83–85, 2005.

Manuskripteingang: 24. Mai 2011, zur Veröffentlichung angenommen: 8. Juli 2011

**Dipl.-Ing. Matthias Michelsburg** ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Industrielle Informationstechnik (IIIT) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT). Hauptarbeitsgebiete: Hyperspektrale Bildverarbeitung, materialverstehende Bildverarbeitung.

Adresse: Institut für Industrielle Informationstechnik (IIIT), Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Hertzstraße 16, 76187 Karlsruhe, Germany, Tel.: +49-721-608-44419, Fax: +49-721-608-44500, E-Mail: michelsburg@kit.edu

**Dipl.-Inform. Robin Gruna** ist Mitarbeiter der Abteilung Sichtprüfsysteme am Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB. Hauptarbeitsgebiete: Variable Beleuchtungsverfahren, hyperspektrale Bildverarbeitung, 3D-Messtechnik.

Adresse: Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB, Karlsruhe, Fraunhoferstraße 1, 76131 Karlsruhe, Germany, Tel.: +49-721 6091-263, Fax: +49-721-6091-413, E-Mail: robin.gruna@iosb.fraunhofer.de

**Dr. rer. nat. Kai-Uwe Vieth** arbeitet am Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung (IOSB) als Gruppenleiter im Bereich Sichtprüfsysteme. Hauptarbeitsgebiete: Bildverarbeitung, Weiterentwicklung von Schüttgutsortiersystemen.

Adresse: Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB, Karlsruhe, Fraunhoferstraße 1, 76131 Karlsruhe, Germany, Tel.: +49-721-6091-279, Fax: +49-721-6091-413, E-Mail: kai-uwe.vieth@iosb.fraunhofer.de

**Prof. Dr.-Ing. Fernando Puente León** leitet das Institut für Industrielle Informationstechnik (IIIT) am Karlsruher Institut für Technologie (KIT). Hauptarbeitsgebiete: Mess- und Automatisierungstechnik, Signalverarbeitung, automatische Sichtprüfung und Bildverarbeitung, Mustererkennung, Informationsfusion und Datenübertragung.

Adresse: Institut für Industrielle Informationstechnik (IIIT), Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Hertzstraße 16, 76187 Karlsruhe, Germany, Tel.: +49-721-608-44520, Fax: +49-721-608-44500, E-Mail: puente@kit.edu



## Das komplette Lehrbuch zur Automatisierungstechnik



Jan Lunze

### Automatisierungstechnik

Methoden für die Überwachung und Steuerung kontinuierlicher und ereignisdiskreter Systeme

2., überarbeitete Auflage 2008 | 646 Seiten | 410 Abbildungen | gebunden  
90 Anwendungsbeispiele und 86 Übungsaufgaben | € 44,80 | ISBN 978-3-486-58061-7

Dieses Buch betritt Neuland: kontinuierliche und ereignisdiskrete Systeme werden gleichberechtigt behandelt!

Mit diesem Lehrbuch bekommt der Lernende durch Analogiebildung und In-Bezug-Stellung ein ganz zwangloses, übergreifendes Verständnis des bislang stets in getrennten Lehrbüchern unabhängig behandelten Lernwissens. Faszinierenderweise findet man so nicht nur einen leichteren und eleganteren Zugang zu den ereignisdiskreten Systemen, auch der vorangestellte, klassisch-kontinuierliche Teil erhält – bei aller notwendigen stofflichen Beschränkung – einen ganz eigenen Charakter, der dem besseren Verständnis des Lehrstoffes dient.

Bestellen Sie in Ihrer Fachbuchhandlung oder direkt bei uns:  
Tel: 089/45051-248, Fax: 089/45051-333, verkauf@oldenbourg.de