

Optische Inspektionssysteme in der Lebensmittelindustrie

Heinz-Wolfgang Lahmann
hw.lahmann@gfe-net.de

Marius Stöckmann
m.stoeckmann@gfe-net.de

Tel.: 03683/6900-22

03683/6900-39

Fax: 03683/6900-31

**Gesellschaft für Fertigungstechnik und Entwicklung e.V. , Schmalkalden
Geschäftsbereich Messtechnik/Prüfstandsbau
Am Bad 2
98574 Schmalkalden**

1. Technische Problemstellung

Für Prüfaufgaben in der Lebensmittelindustrie sind je nach Anforderung unterschiedliche Bildaufnahme- und Beleuchtungstechniken nötig. Dies resultiert hauptsächlich aus dem durch die natürliche Varianz der Produkte gegebenem Erscheinungsbild. Daher ist das Auswählen der geeigneten Bilderfassungs- und Bildverarbeitungs-komponenten in der ersten Phase der Lösungsfindung entscheidend, denn diese Komponenten beeinflussen die weiteren Entwicklungsschritte und die Gesamtkosten eines Systems.

In der Lebensmittelindustrie wird die Qualitätsüberwachung vorrangig sowohl auf die Herstellung der notwendigen Ausgangsstoffe als auch auf die Endprodukte als solche fokussiert. Da es sich vor allem bei Ersterem um hohe Stückzahlen handelt, erfolgt hier die Qualitätskontrolle oft direkt am Handhabungssystem, z.B. einem Transportband. Die Bandgeschwindigkeit hängt dabei von der Art der Prüflinge ab und ist in den meisten Fällen recht groß.

Da das Ausleseregime von CCD - Matrix - Standardkameras vorgeschrieben ist, kommt es im Allgemeinen dann zum Einsatz einer CCD-Zeilenkamera, je nach Applikation als Farb- oder Graustufen - System. Konkret war es weiterhin bei der vorliegenden Kundenanfrage nötig umfangreiche Voruntersuchungen hinsichtlich der Kombination aus Beleuchtung und Sensorsystem durchzuführen [1, 2].

2. Messverfahren

Die Aufgabenstellung, Prüfung von Haselnüssen (Objekte), ist ein Prozess der bisher nur durch einen hohen Einsatz an Personal realisierbar war. Es galt verschiedene Grundprinzipien der Merkmalsfindung zu evaluieren. Um die qualitätsbestimmenden Merkmale zu finden, sollten sowohl „intelligente“, z.B. mittels Backpropagation-Netz (eine Form der künstlichen neuronalen Netze), als auch klassische Bildverarbeitungs-algorithmen in die Auswertung einbezogen werden.

Ausgehend von der grundsätzlich mehr oder weniger stark ausgeprägten Kugelform der Objekte ist eine Klassifizierung in folgende Fehlerklassen zu erreichen:



Abb.1: gute Haselnuss-geröstet
(Quelle: GFE)



Abb.2: schlechte Haselnuss - geröstet
(Quelle: GFE)

Die hardwareseitige Ausgangsbasis für die Integration eines optischen Prüfsystems zur Oberflächeninspektion von Haselnüssen stellt ein Fördersystem mit einer Breite von einem Meter dar, an dessen Ende sich 30 parallel angeordnete Fallrinnen anschließen. Während der Bewegung der Nüsse in den Fallrinnen mit einer absoluten Geschwindigkeit von ca. 2 m/s erfolgt die Bildaufnahme mit einer

Zeilenkamera im Aufricht. Die verwendete Zeilenfrequenz für die Einzelaufnahmen liegt bei etwa 15 kHz, um die notwendige Auflösung von wenigen 1/100 mm in Bewegungsrichtung sicher erreichen zu können. Nach der Aufnahme der Bilddaten schließt sich deren Auswertung an, so dass innerhalb von 50 ms das Auswertergebnis vorliegt und über Ausblasdüsen am Ende der einzelnen Fallrinnen die oberflächengeschädigten Haselnüsse von den guten Nüssen getrennt werden.

Da für die Oberflächeninspektion die Farbe eine entscheidende Rolle spielt, wird für diese Anwendung eine CCD-Farb-Zeilenkamera mit 2048 Bildpunkten eingesetzt. In umfangreichen Untersuchungen hat sich gezeigt, dass die verwendete Kamera (TVI PRICOLOR 2048) aufgrund der spektralen Aufteilung des einfallenden Lichtes mittels Strahlenteilerprisma im Vergleich zu den anderen untersuchten Farb-Zeilenkameras am besten für den Einsatzfall geeignet ist.

Aufgrund der unterschiedlichsten Formen und Maße der Nüsse, ist deren Bewegungsgeschwindigkeit auf den Rinnen nicht konstant. Das erfordert daher den Einsatz der erwähnten Farb-Kamera, bei der die Zeilen für die drei Farbanteile (rot, grün und blau) seitlich zueinander angeordnet sind und über ein Prisma die gleichzeitige, d.h. zeitlich synchronisierte Abbildung des Objektbereiches auf den drei separaten CCD-Zeilen gewährleistet wird. Weitere Vorteile sind ein größerer Dynamikbereich, geringeres Farbrauschen, natürliche Farbauflösung und geringes Aliasing gegenüber herkömmlichen Ein-Chip-Zeilenkameras.

Als Beleuchtung kommt eine Eigenentwicklung bestehend aus 30 Halogenspots mit geringem Abstrahlwinkel zum Einsatz. Nur diese bieten eine ausreichende Helligkeit um die Kamera mit vollem Pixeltakt laufen zu lassen, stellen aber für die Bewertung von Farbe einen Kompromiss dar, da die spektrale Verteilung des ausgesendeten Lichtes zwischen den einzelnen Leuchtmitteln variiert.

2.1. Klassische Bildverarbeitungsalgorithmen

Bei der Oberflächeninspektion der Haselnüsse steht die Aufgabe, das Anhaften von Schalenresten am Objekt und schlechte (faule) Objekte sicher zu erkennen, um diese von den guten Nüssen zu separieren. Es wird eine Farbraumtransformation aus dem RGB- in den YCbCr-Raum durchgeführt, da so die relevanten Oberflächenmerkmale zur Trennung von guten und schlechten Haselnüssen bestimmbar sind und auch Lichtintensitätsschwankungen eliminieren werden können. Der YCbCr-Farbraum bietet neben dem Helligkeitssignal, auch als Luminanz bezeichnet, separat die absoluten Werte für die Chrominanz Rot bzw. Blau. Da die in der eingesetzten Beleuchtung als Leuchtmittel genutzten Halogenspots für eine Anwendung in der Bildverarbeitung zu hohe Fertigungstoleranzen hinsichtlich spektralen Verhaltens und mechanischem Aufbau aufweisen, wird eine exakt homogene Ausleuchtung der Szene nicht ermöglicht. Chrominanz sind vom Helligkeitssignale getrennt und somit frei von Schwankungen in der Lichtintensität einer Beleuchtung.

Da die Kamera ein RGB-Signal in Form eines BGR-Streams liefert, war folgende Umrechnung nötig:

Umrechnungsfaktoren RGB – YCbCr		
Luminanz	Y	$0,3 \cdot R + 0,59 \cdot G + 0,11 \cdot B$
Chrominanz (Rot)	Cr (U) = R - Y	$R - (0,3 \cdot R + 0,59 \cdot G + 0,11 \cdot B) = 0,7 \cdot R - 0,59 \cdot G - 0,11 \cdot B$
Chrominanz (Blau)	Cb (V) = B - Y	$B - (0,3 \cdot R + 0,59 \cdot G + 0,11 \cdot B) = -0,3 \cdot R - 0,59 \cdot G + 0,89 \cdot B$

Die Umrechnungsformel für RGB in YCbCr berücksichtigt die verschiedenen Helligkeitsgewichtungen der einzelnen Farbkomponenten. Ein grünes Licht erscheint uns bei gleicher Intensität heller als ein blaues Licht und muss daher bei der Berechnung von RGB in Y stärker berücksichtigt werden. Wenn einmal die Luminanz des Signals errechnet ist, können die Farbkomponenten Cb und Cr herausgerechnet werden. Diese Umrechnung erfolgt separat in Echtzeit, wobei im Vorfeld effiziente Algorithmen die Objekte segmentieren. Wichtig für die Separierung ist die Homogenität des Hintergrundes, der konstruktiv so gestaltet ist, dass ein Farbwert von ca. 10 Graustufen erreicht wird. Ein Gradienten-basiertes Antastverfahren trennt darauf aufbauend das Objekt vom Hintergrund.

Wie in Abb. 3 gezeigt wird nun das frei geschnittene Objekt digitalisiert und in die Kanäle Y, Cb und Cr zerlegt.

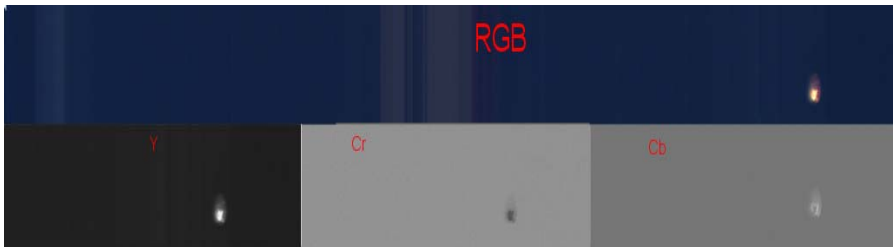


Abb.3: Darstellung der Bildaufnahmesituation und der ermittelten Ergebnisse nach der Transformation

(Quelle: GFE)

Daran schließt sich eine Bewertung der einzelnen Farbraumkomponenten hinsichtlich der charakteristischen Oberflächenkriterien und die darauf basierende Klassifizierung an. Durch Implementierung verschiedener mathematischer Zusammenhänge wird folgendes Ergebnis zur Klassifizierung „Gut/Schlecht“ erreicht (Abb. 4).

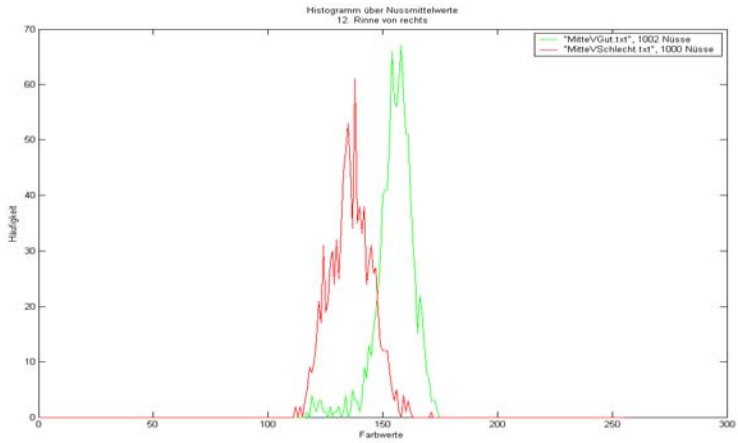


Abb. 4: Erzielte Ergebnisse für den Cr-Kanal bei der Anwendung klass. Auswertelgorithmen

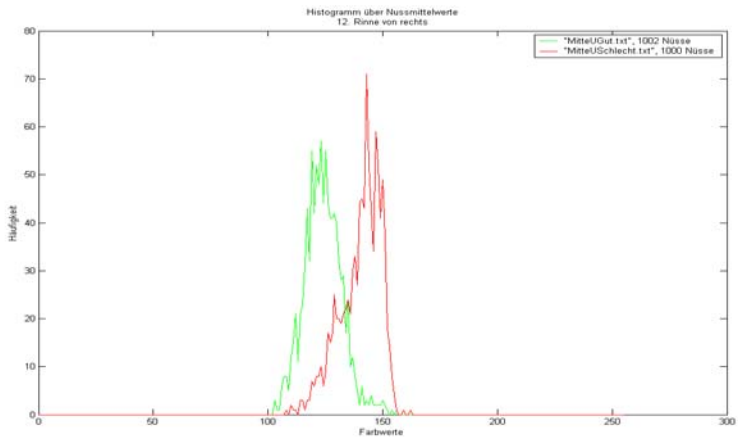


Abb. 5: Erzielte Ergebnisse für den Cb-Kanal bei der Anwendung klass. Auswertelgorithmen

Aus Abb. 4 und 5 kann man erkennen, dass durch geeignete mathematische Auswerteverfahren der ermittelten Werte für Cr und Cb eine Bestimmung der Qualität der Objekte durchführbar ist.

2.2. Intelligente Bildverarbeitungsalgorithmen

Künstliche neuronale Netze (NN) bestehen - wie das Gehirn von Säugetieren - aus einer großen Anzahl kleiner Elemente, den Neuronen. Indem sich die Neuronen mit Hilfe von gerichteten Verbindungen untereinander aktivieren, wird die Information verarbeitet. Dies geschieht im Prinzip analog zu den Vorgängen im Gehirn. Neuronale Netze zeichnen sich durch ihre Lernfähigkeit aus. Ohne explizit programmiert werden zu müssen, können sie eine Aufgabe anhand von Trainingsbeispielen erlernen. Weitere Vorteile sind die hohe Parallelität bei der Informationsverarbeitung, die hohe Fehlertoleranz und die verteilte Wissensrepräsentation. Daher bedeutet ein zerstörtes Neuron nur einen relativ kleinen Wissensausfall. Im konkreten Anwendungsfall wird ein NN mit überwachtem kontinuierlichem Eingang eingesetzt.

Im ersten Schritt musste analog zu Pkt. 2.1. eine Extrahierung der Objekte erfolgen. Die vorhandene Menge an Bilddaten, die extrahierten Objekte, hat man in eine Test und Trainingsmenge eingeteilt. Somit standen in der Anlernphase ca. 1000 verschiedene Objekte als Bilddaten zur Verfügung. Die Bilddaten lagen als Standard-BMP Dateien vor.

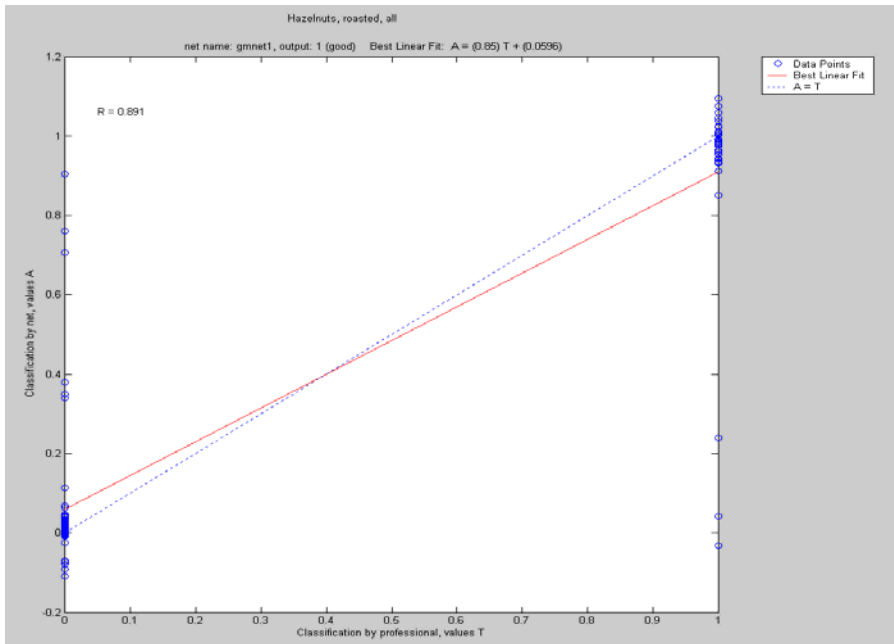


Abb. 6: Klassifizierungsergebnis mittels Backpropagation-Netz (Quelle: GFE)

3. Auswertung

Durch den verwendeten Segmentierungsalgorithmus kommen 100% der Objekte in die Auswertung, d.h. dass Bildverarbeitungssystem erkennt alle vom Handhabungssystem zugeführten Objekte.

Die in Abb. 4 und 5 dargestellten Ergebnisse für die Klassifizierung der Objekte mittels der in Pkt. 2.1. beschriebene Algorithmen, lassen eine Interpretation dessen aufgrund der vorliegenden statistischen Absicherung zu. Die resultierende Schnittmenge ist für die Klassen „Gut/Schlecht“ in der Theorie mit ca. 10% annehmbar, praktisch erreicht sind Werte von max. 2%, d.h. der Kunde toleriert 2% so genanntem Pseudoausschuss.

Die Zykluszeit beträgt dabei ca. 8 ms für die reine Berechnung der Ergebniswerte und Auswertung. Insgesamt stehen so ca. 60 ms dem Handhabungssystem zur Verfügung. Somit wird die Vorgabe des Kunden, ca. 750 kg/h Durchsatz zu erzielen, erfüllt.

Aus Abb. 6 ist ein Fehler für die Klassifizierung durch die neuronalen Netze von ca. 10% aus dem Wert R abzulesen, wobei davon auszugehen ist, dass dieser Wert bei steigender Trainingsmenge noch zu optimieren ist. Die Zykluszeit beträgt für ein Objekt ca. 10 ms. Da max. 30 Objekten parallel verarbeitet werden können, wird die maximal zulässige Zykluszeit überschritten.

4. Zusammenfassung

Das im Beitrag vorgestellte Gerätesystem ist in der Lage unter Ausnutzung der ermittelten Farbinformation des Objektes „Haselnuss“ einer Klassifizierung von Gut/Schlecht vorzunehmen und statistische Aussagen zu treffen. Es hat sich gezeigt, dass NN grundsätzlich geeignet sind diese Aufgabe zu realisieren, aber die Zykluszeitvorgaben des Handhabungssystems hat eine Anwendung in diesem Falle verhindert.

Die Grenzen des Systems liegen vorrangig im Aufbau und am Objekt selbst. Es ist grundsätzlich nicht möglich, das Objekt vollständig in seiner Oberflächenfarbe zu erkennen. Dem zu Folge kann eine Bewertung der Rückseite, also der kameraabgewandeten Seite nicht erfolgen. Untersuchungen mit Spiegelsystemen zeigten sich in der Theorie als durchaus erfolgversprechend, bedürfen aber einen erhöhten konstruktiven Aufwand, vor allem für die Reinigung des Spiegelsystems. Schnellere und mittlerweile am Markt verfügbare, höher auflösende Kameras sind nach heutigem Erkenntnisstand und auch dem hohem Preisgefüge geschuldet, nicht als Bildaufnahmesensor vorrangig geeignet.

In Abhängigkeit der erzielten Ergebnisse erfolgt die Aussortierung der schlechten Nüsse über die rechnergesteuerten Luftdüsen. Über die entwickelte System-Software wird neben der Erfassung von statistischen Kennwerten zu den auftretenden Oberflächenschädigungen auch die Überwachung der Beleuchtung und des Ausblasssystems realisiert.

5. Literatur

- [1] Lahmann, H.-W.
Stöckmann, M.
Helms, D. Optische Inspektionssysteme für Lebensmittel
QZ Jahrgang 49 (2004) 10, S. 50 - 52

- [2] H.-W. Lahmann Verfahren und Gerätesystem zur Farb-Echtzeit-
Inspektion und Klassifizierung von schnell bewegten
Objekten auf Basis der Entwicklung neuer
Auswertalgorithmen
BMW-Forschungsbericht 158/00 ; 2002