Suche nach korrespondierenden Pixeln in zwei Bildern

Seminar
Algorithmen zur Erzeugung von Panoramabildern

von

Philip Mildner
April 2008

Universität Mannheim

Lehrstuhl Praktische Informatik IV

Prof. Dr. Wolfgang Effelsberg

68159 Mannheim
Germany

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis

1 Einführung

In dieser Arbeit werden verschiedene Ansätze zum Finden korrespondierender Pixel in zwei Bildern vorgestellt und diskutiert. Diese Verfahren sollen dazu dienen, aus mehreren Einzelbildern ein zusammengesetztes Panoramabild zu erzeugen.

1.1 Verfahrensarten

Bei den Verfahren zur Identifizierung von korrespondierenden Pixeln kann grundsätzlich zwischen zwei Arten unterschieden werden:

Pixelbasierte Verfahren Bei dieser Art werden lediglich einzelne Pixel bei der Suche nach einer Korrespondenz verglichen.

Merkmalsbasierte Verfahren Bei diesen Verfahren werden zunächst einige markante Punkte im Bild identifiziert, die dann mit den Punkten eines weiteren Bildes verglichen werden.

Die Idee beim pixelbasierten Verfahren ist es, zwei Bilder übereinander zu schieben, bis die Summe der absoluten Pixeldifferenzen minimal ist. Dabei genügen allerdings schon geringe Bildtransformationen oder -störungen, damit das Verfahren nicht mehr korrekt funktioniert. Zudem ist die Rechenzeit schon bei relativ kleinen Bildern sehr hoch.
Die hier vorgestellten Verfahren gründen deshalb alle auf der merkmalsbasierten Verfahrensweise.

1.2 Anforderungen

Ein wichtiger Schritt bei der Erstellung von Panoramabildern ist das richtige Zusammenfügen der einzelnen Bilder. Um dies gewährleisten zu können, sollten die Verfahren zum Finden von korrespondierenden Pixeln zuverlässig arbeiten auch wenn die Bilder Störungen oder gewisse Transformationen aufweisen. Alle Verfahren sollten folgende Bedingungen erfüllen:

1. Bildern, die den gleichen Inhalt auf geringfügig unterschiedliche Weise zeigen, sollten die gleichen Merkmalspunkte zugewiesen werden. Ist dies nicht der Fall so werden Merkmalspunkte erkannt, die für den Vergleich keine Rolle spielen und so das Ergebnis verfälschen können.

2. Die Verfahren sollten invariant gegenüber der Transformation zweier benachbarter Bilder sein. Ist dies nicht der Fall, etwa wenn die Verfahren statt relativer Werte absolute benutzen, kann kein Vergleich der Punkte zweier Bilder stattfinden.

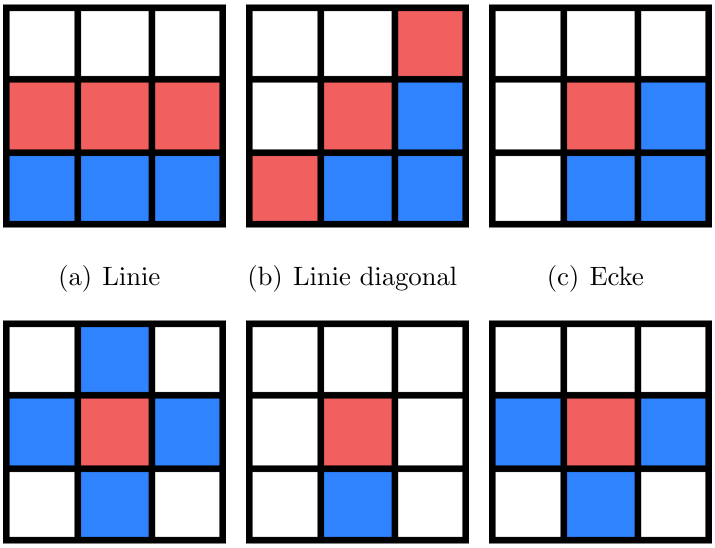
Zu diesen notwendigen Anforderungen kommen weitere hinzu, die die Stabilität und Effizienz der Verfahren betreffen. So ist es wünschenswert, dass ein Verfahren Invarianz gegenüber Störungen und Transformationen, die zwischen benachbarten Bildern auftreten, bietet. Einige dieser Veränderungen sind Rauschen, Artefakte, Rotation, Skalierung und Änderung der Perspektive.

1.3 Geeignete Positionen

Nicht jeder Punkt in einem Bild ist geeignet als Merkmalspunkt ausgewählt zu werden. Merkmalspunkte sollten deshalb zwei Eigenschaften erfüllen:

1. Merkmalspunkte sollten herausragende Punkte im Bild auswählen. Solche Punkte sollten sich möglichst viel von deren Nachbarpunkten unterscheiden.

2. Merkmalspunkte sollten in einem Bild eindeutig identifizierbar sein. So sollte verhindert werden, dass Punkte lokal gesehen charakteristisch sind, in der Gesamtansicht allerdings nicht. Zur Veranschaulichung kann hier ein Schachbrettmuster genannt werden, bei dem zwar markante Punkte gefunden werden können, die sich untereinander allerdings kaum unterscheiden.



(a) Linie (b) Linie diagonal (c) Ecke

(d) Kreuz (e) Linienende (f) T-Stück

Abbildung 1: Bilder (a) und (b) zeigen ungeeignete Positionen. Die rot markierten Merkmalspunkte lassen sich auf einer Kante nicht eindeutig zuordnen. Bilder (c) - (f) hingegen eignen sich als Merkmalspunkte.

Da ein Bild zweidimensionale Informationen speichert, muss auch ein Merkmalspunkt in zwei Dimensionen bestimmbar sein. Deshalb ist es ungenügend eine Kante als Merkmalspunkt zu wählen, da so der Punkt auf der Kante nicht eindeutig identifiziert werden kann. Ecken und andere komplexe Strukturen bieten hingegen genügend Informationen und sind somit als Merkmalspunkte geeignet (siehe Abbildung 1).

1.4 Finden von Korrespondenzen

Nachdem mit einem geeigneten Verfahren eine Menge von Merkmalspunkten ausgewählt wurde, kann diese mit einer zuvor berechneten Menge eines anderen Bildes verglichen werden. Um korrekte Korrespondenzen zu erlangen empfiehlt sich folgende Herangehensweise nach einem Greedy-Verfahren:

1. Bestimme über die euklidische Distanz der Merkmale diejenigen Punkte mit der geringsten Distanz und stelle eine Korrespondenz zwischen diesen her.
2. Wiederhole diesen Vorgang bis die Distanz der Punkte einen gewählten Grenzwert überschreitet.

Durch die Einführung eines Grenzwertes wird sichergestellt, dass nicht zu unterschiedliche Punkte einander zugeordnet werden. Werden auf diese Weise zumindest vier richtige Korrespondenzen errechnet, kann - bei Verwendung des 8-Parameter-Modells - damit auch das zugrunde liegende Kameramodell errechnet werden. In den folgenden Abschnitten werden nun ausgewählte Verfahren zum Finden von korrespondierenden Pixeln vorgestellt.

2 Moravec-Detektor

Das Verfahren von Moravec [1] zur Bestimmung von Merkmalspunkten baut auf dem Grundsatz auf, dass ein solcher Punkt zu seinen Nachbarn möglichst verschieden sein sollte. Zur Berechnung werden, wie beim einfachen Ansatz zum Vergleich von Pixeln, die Summe der Pixeldifferenzen herangezogen, allerdings auf eine andere Art und Weise.

2.1 Berechnung

Um zu bestimmen, ob ein Punkt $p = (x, y)$ ein Merkmalspunkt ist, wird die Umgebung des Punktes in einem Fenster $W(x, y)$ der Größe $w \times w$ betrachtet.
Im nächsten Schritt werden die Summen der absoluten Pixeldifferenzen in vier Richtungen - horizontal, vertikal und 2 Diagonalen - berechnet. Hierzu werden jeweils zwei benachbarte Pixel in der entsprechenden Richtung verglichen. Die

Summe in horizontaler Richtung lautet demnach:

$$S_{horiz} = \sum_{(x',y') \in W(x,y)} \big| I(x',y') - I(x'+1,y') \big|,$$

wobei I einen Bildpunkt identifiziert. Analog werden die Summen in die restlichen Richtungen berechnet.

Die Summen haben je nach betrachtetem Punkt eine andere Ausprägung. Während je zwei hohe und niedrige Werte auf eine Kante schließen lassen, weisen vier geringe Werte auf eine homogene Fläche hin. Die Punkte, die eine Ecke beschreiben, besitzen hohe Werte in alle vier Richtungen. Deshalb wird als endgültiger Wert $S(x,y)$ das Minimum der 4 Summen gebildet. Somit fallen sowohl Kanten als auch homogene Flächen aus der Betrachtung heraus. Ist dieser Wert größer als ein Grenzwert τ, so ist er ein Merkmalspunkt.

2.2 Bemerkungen

Ein Nachteil des Moravec-Verfahrens ist, dass Veränderungen im Bild nur in 4 Richtungen erfasst werden. Dadurch wird das Verfahren besonders anfällig gegenüber Rotation, da mitunter kleine Rotationen dazu führen, dass Merkmalspunkte nicht mehr erkannt werden.

Da das Verfahren auf Pixeldifferenzen basiert, kann es zu schlechten Ergebnissen führen, wenn die Bilder einen geringen Kontrast aufweisen. Ändert sich die Beleuchtung einer Szene in aufeinanderfolgenden Bildern kann es so auch zu Fehlern in der Bestimmung von korrespondierenden Pixeln kommen.

Weiterhin muss darauf geachtet werden, dass der Grenzwert τ richtig gewählt wird. Ist τ zu hoch gewählt werden markante Punkte im Bild nicht erkannt. Bei zu niedrigem Schwellwert hingegen wird das Ergebnis durch falsch erkannte Punkte verfälscht.

3 Harris-Detektor

Der Harris-Detektor [1], auch als Plessey-Detektor bekannt, gehört ebenfalls zu den Verfahren zum Finden korrespondierender Pixel. Ähnlich wie bei Moravec wird hierzu die Nachbarschaft um einen Punkt herum untersucht. Zur Berechnung kommen allerdings nicht die absoluten Pixeldifferenzen zum Einsatz, sondern das Verfahren betrachtet die Texturbeschaffenheit.

3.1 Berechnung

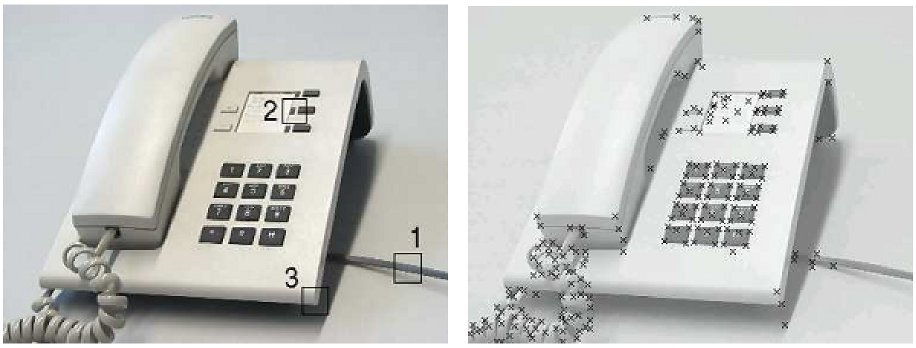
Zur Untersuchung eines Punktes wird in einem Fenster W um diesen herum die Textur untersucht. Dazu werden zunächst die Gradienten berechnet und zu Vektoren zusammengefasst. Diese werden im nächsten Schritt in Kategorien eingeteilt, indem ihre Verteilung über W betrachtet wird. Dabei wird zwischen drei Kategorien unterschieden:

Kante: Die Gradientenvektoren haben eine markante Orientierung in der Richtung der Kante.

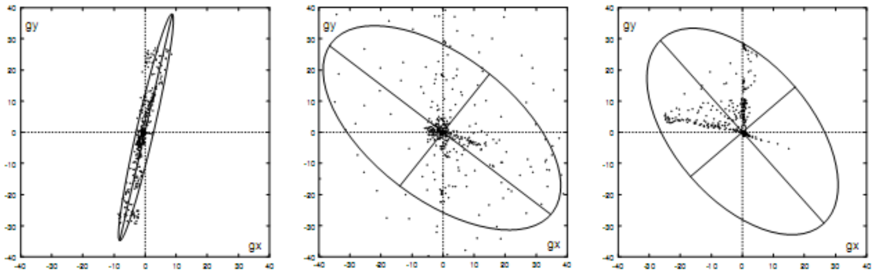
Homogene Textur: Die Gradientenvektoren haben alle geringe Werte.

Komplexe Textur: Alle Vektoren, die nicht in die ersten beiden Kategorien fallen. Die Orientierungen können hier mehrere markante Richtungen haben, beispielsweise bei Ecken, oder auch annähernd gleichförmig verteilt sein.

Für die Suche nach korrespondierenden Pixeln ist nur die Kategorie "Komplexe Textur" interessant, da nur diese Punkte genug Informationen bieten um sie über mehrere Bilder hinweg identifizieren zu können. Abbildung 2 zeigt Beispiele für zwei Kategorien sowie das Ergebnis einer Suche nach Merkmalspunkten.



(a) Originalbild (b) erkannte Merkmalspunkte



(c) Ausschnitt 1 (d) Ausschnitt 2 (e) Ausschnitt 3

Abbildung 2: Bild (c) zeigt die Gradientenverteilung einer Linie, Bilder (d) und (e) zeigen eine komplexe Textur. In Bild (b) sind gefundene Merkmalspunkte markiert. Quelle: [1]

3.2 Bemerkungen

Der Harris-Detektor kann als Weiterentwicklung des Moravec-Detektors gesehen werden. Er findet wie das Moravec-Verfahren Merkmalspunkte an Ecken oder Ecken ähnlichen Texturen, weist darüber hinaus aber eine bessere Stabilität und geeignetere Identifikation der Punkte.

Da nur die Verhältnisse der Gradienten, nicht die Werte selbst, zur Erkennung herangezogen werden, können die Berechnungen relativ zur Orientierung geschehen und bieten so Invarianz gegenüber Rotationen. Werden zu den Merkmalspunkten zur Position zusätzlich die Gradientenvektoren gespeichert, können diese zum Vergleich zweier Punkte genutzt werden, da diese den Merkmalspunkt charakteristisch beschreiben.

4 Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

"Scale Invariant Feature Transform" (SIFT) [2] bezeichnet einen weiteren Algorithmus zur Bestimmung von Merkmalspunkten in einem Bild. Er zeichnet sich dadurch aus, dass er hohe Invarianz gegenüber Rotation, Skalierung, Rauschen und Helligkeitsänderung aufweist. Zudem lässt er sich durch einen stufenweisen Aufbau effizient berechnen und bietet so eine gute Lösung zum Bestimmen von korrespondierenden Pixeln in Bildern.

4.1 Aufbau

Um Merkmalspunkte aus einem Bild zu extrahieren geht der SIFT-Algorithmus in mehreren Schritten vor. Im Einzelnen sind dies:

1. **Erkennung von Extrema im Skalenraum:** Hier findet eine Vorauswahl aller Punkte statt, die als Merkmalspunkt in Frage kommen. Dazu werden in verschiedenen Skalierungen und mit dem Gauß-Algorithmus geglätteten Bildern die Extrema berechnet.

2. **Lokalisierung der Merkmalspunkte:** Nähere Untersuchung der im ersten Schritt gefundenen Punkte, ungeeignete werden hierbei aussortiert. Jedem Punkt wird eine genaue Position und Skalierung zugeordnet.

3. **Bestimmung von Orientierungen:** Die Merkmalspunkte werden mit Orientierungen versehen, um sie invariant gegenüber Rotationen zu machen.

4. **Merkmalspunktdeskriptor:** Endgültige Bestimmung der Merkmalspunkte. Dazu wird die Umgebung um den betreffenden Punkt untersucht und mit

in die Eigenschaften des Merkmalspunktes einbezogen. Dadurch wird die Invarianz gegenüber Helligkeitsveränderungen und Verformungen erhöht.

Die so gewonnenen Merkmalspunkte können effizient mit zuvor berechneten, etwa aus einem anderen Bild, verglichen werden. In den nächsten Abschnitten erfolgt eine detailliertere Beschreibung der einzelnen Schritte.

4.2 Der Skalenraum (Scale-Space)

Bilder enthalten Informationen in vielen verschiedenen Skalen. Um möglichst viele Informationen über ein Bild zu erlangen ist es deshalb wünschenswert, viele Repräsentationen des Bildes in verschiedenen Skalen zu haben.
Dies erfüllt der sogenannte "Scale-Space" [3], der das Bild in einer Familie von verschiedenen Skalen repräsentiert. Diese können im Fall des SIFT-Algorithmus durch Skalierung und Glättung erstellt werden. Dadurch lassen sich sowohl sehr feine als auch grobe Strukturen erfassen. Durch die Glättung wird ebenfalls erreicht, dass Bildstörungen wie Rauschen oder Artefakte in gröberen Skalierungen nicht mehr ins Gewicht fallen.

4.3 Der Gaußsche Skalenraum

Konkret werden die Glättungsstufen σ des Skalenraums im SIFT-Algorithmus mit einer Gaußschen Glättungsfunktion G gebildet. Somit ergibt sich der Skalenraum L durch Anwendung der Gaußfunktion auf ein Bild $I(x, y)$ als

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y).$$

Die Gaußglättung hat darüber hinaus folgende Eigenschaften:

Linearität: Steigt der Glättungsfaktor σ um Faktor A, so steigt auch die Glättung um Faktor A.

Translationsinvarianz: Es spielt keine Rolle, ob ein Bild zuerst verschoben und dann geglättet wird oder andersrum.

Skalierungsinvarianz: Es macht keinen Unterschied ob ein Bild zuerst skaliert und dann geglättet wird oder andersrum.

Diese Eigenschaften machen die Gaußsche Glättungsfunktion geeignet für den SIFT-Algorithmus, da er die selben Invarianzen aufweisen soll.
Zusätzlich zur Glättung kommt eine Skalierung der Bilder zum Einsatz. So wird das Bild nach einer festen Anzahl von Glättungen zu einem kleineren Bild skaliert, das dann wiederum geglättet wird. Die Glättungsstufen eines Bildes in einer Skalierung werden im SIFT-Algorithmus "Oktave" genannt.

4.4 Erkennung von Extrema im Skalenraum

Zur Bestimmung der Menge von möglichen Merkmalspunkten wird der Skalenraum des Bildes erstellt. Dadurch ist es möglich viele verschiedene Ansichten des Bildes und dessen Bestandteile zu erlangen, von denen die ausgewählt werden können, die sich als stabil unter der Skalierung erweisen.
Anstatt die Punkte direkt in den geglätteten Bildern zu suchen werden jedoch zunächst die Differenzbilder der geglätteten Bilder berechnet. So ergibt sich ein Differenzbild $D(x, y, \sigma)$ aus zwei benachbarten Bildern einer Oktave, die einen festen Faktor k entfernt sind, durch:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma).$$

Die so errechneten Differenzbilder werden im nächsten Schritt auf lokale Extrema untersucht. Dazu wird ein Pixel mit den 8 Nachbarpixeln im gleichen Bild und jeweils 9 Pixeln in Vorgänger- und Nachfolgerbild verglichen (siehe Abbildung 3). Hat das Pixel den größten oder kleinsten Wert der betrachteten Nachbarn, so wird es in die Liste der Merkmalspunkte aufgenommen.

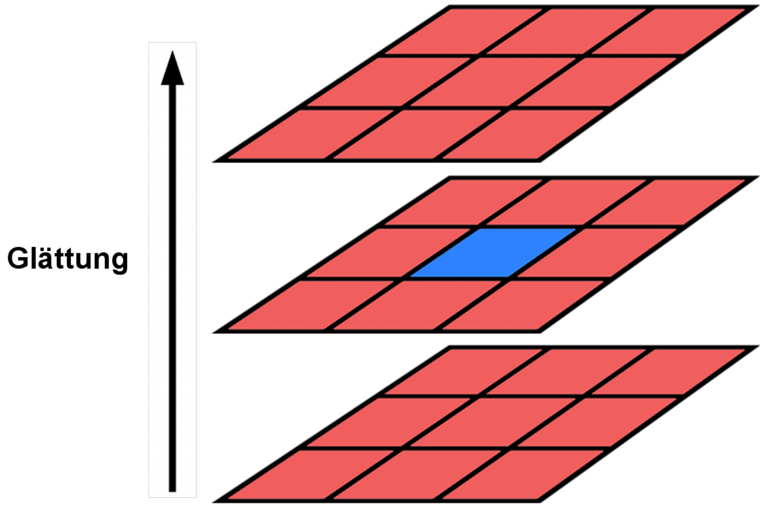


Abbildung 3: Bei der Suche nach Extrema wird ein Punkt (hier blau) mit seinen 8 Nachbarpunkten und jeweils 9 Nachbarpunkten des vor- und nachfolgenden Differenzbildes verglichen.

4.5 Lokalisierung der Merkmalspunkte

Dieser Teil des Algorithmus führt eine genauere Untersuchung der in Schritt 1 gefundenen Merkmalspunkte durch. Ziel dieses Schrittes ist es, die Punkte genau zu lokalisieren. Außerdem werden ungeeignete Punkte mit geringem Kontrast oder Punkte, die an einer schlecht zu erkennenden Kante liegen, aussortiert.

Da ein Bild in eine feste Anzahl an Bildpunkten eingeteilt ist, kann es passieren, dass Merkmalspunkte nicht direkt auf Pixeln sondern dazwischen liegen. Um die genaue Position zu ermitteln wird deshalb die quadratische Taylorreihe D auf die in Schritt 1 gefundenen Merkmalspunkte angewandt. Dazu wird D so verschoben, dass der Ursprung auf dem Merkmalspunkt liegt. Mit deren Ableitung lässt sich der Extrempunkt $\hat{x}$ bestimmen. Dieser gibt die genaue Entfernung zum nächsten Pixel an.

Ist $\hat{x} > \frac{1}{2}$, so liegt der Extremwert weiter zu einem anderen Pixel als dem betrachteten hin. In diesem Fall wird die Berechnung mit dem entsprechenden Nachbarpixel wiederholt. Die korrekte Position ergibt sich somit durch die Pixelposition, auf die $\hat{x}$ addiert wird.

4.6 Aussortierung von ungeeigneten Merkmalspunkten

Der Wert der Taylorreihe am Punkt $\hat{x}$ lässt sich weiter dafür nutzen, um Punkte mit geringem Kontrast auszusortieren. Ist der Wert $|D(\hat{x})|$ kleiner als ein fester Schwellwert τ_c, so wird der Punkt verworfen.

Um stabile Merkmalspunkte zu erlangen, müssen zusätzlich zu den Punkten mit schwachen Kontrast noch die Punkte aussortiert werden, die an einer schlecht wiederzuerkennenden Kante liegen. Diese Punkte haben zwar einen hohen Wert bei den Gaußschen Differenzbildern, doch sind sie anfällig gegen Störungen.

Merkmalspunkte an solchen Kanten haben in den Differenzbildern eine große Ausprägung in der Kantenrichtung, aber eine sehr viel kleinere in der Senkrechten. Diese Ausprägungen können mit Hilfe der Eigenwerte α, β der 2×2 Hesse-Matrix H im Merkmalspunkt berechnet werden. Anstatt die Eigenwerte jedoch explizit zu berechnen genügt es deren Verhältnis r mit $\alpha = r\beta$ zu kennen. So gilt:

$$\frac{\mathrm{Tr}(H)^2}{\det H} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta + \beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r}.$$

Das Verhältnis ist dann minimal, wenn beide Eigenwerte den gleichen Wert haben, was darauf schließen lässt, dass an diesem Punkt eine große Ausprägung in beide Richtungen ist. Je höher das Verhältnis ist, um so mehr tendiert der Merkmalspunkt zu einer Kante. Hat ein Merkmalspunkt ein Verhältnis, das größer als ein fester Schwellwert τ_e ist, so wird der Punkt verworfen.

4.7 Bestimmung von Orientierungen

Im dritten Schritt des SIFT-Algorithmus werden alle Merkmalspunkte mit einer Orientierung versehen. Dies dient dazu das Verfahren invariant gegenüber Rotationen zu machen, da so alle folgenden Berechnungen relativ zur Orientierung geschehen können.

Um die Orientierung zu berechnen werden zunächst in einer Region um den Merkmalspunkt die Gradienten $m(x, y)$ und Orientierungen $\theta(x, y)$ mit

$$\begin{aligned} m(x,y) &= \sqrt{\big(L(x+1,y)-L(x-1,y)\big)^2+\big(L(x,y+1)-L(x,y-1)\big)^2}, \\ \theta(x,y) &= \tan^{-1}\frac{L(x,y+1)-L(x,y-1)}{L(x+1,y)-L(x-1,y)} \end{aligned}$$

mit Hilfe der absoluten Pixeldifferenzen berechnet.

Die so erhaltenen Orientierungen werden in einem Histogramm mit einer gewählten Anzahl an Einträgen abgetragen. Zusätzlich werden die Werte noch nach Gradientenstärke und Glättungsstufe des Merkmalspunktes gewichtet. Bei gewählten 36 Einträgen würde so jeder 10 Grad entsprechen. Der höchste Wert aus dem Histogramm wird ausgewählt und dem Merkmalspunkt als Orientierung übergeben.

Da es vorkommen kann, dass in einer Region mehrere markante Orientierungen auftauchen, werden zudem alle Werte, die innerhalb von 80% des höchsten Wertes liegen zusätzlich übergeben. Anstatt einen Punkt mit mehreren Orientierungen zu versehen, wird jedoch ein weiterer Punkt mit gleicher Position aber der entsprechenden Orientierung gebildet.

4.8 Merkmalspunktdeskriptoren

Im abschließenden Schritt wird zu jedem erkannten Merkmalspunkt ein sogenannter Deskriptor erstellt, der den Punkt eindeutig identifizieren soll. Außerdem ermöglicht dieser noch Invarianz gegenüber Beleuchtungsveränderungen und Änderungen der Perspektive.

Die zugrunde liegende Idee ist die Nachbarschaft um einen Merkmalspunkt mit in dessen Beschreibung einzubeziehen. Dazu werden wiederum die Gradienten und Orientierungen in einer Region um den Punkt berechnet und zusätzlich mit ei-

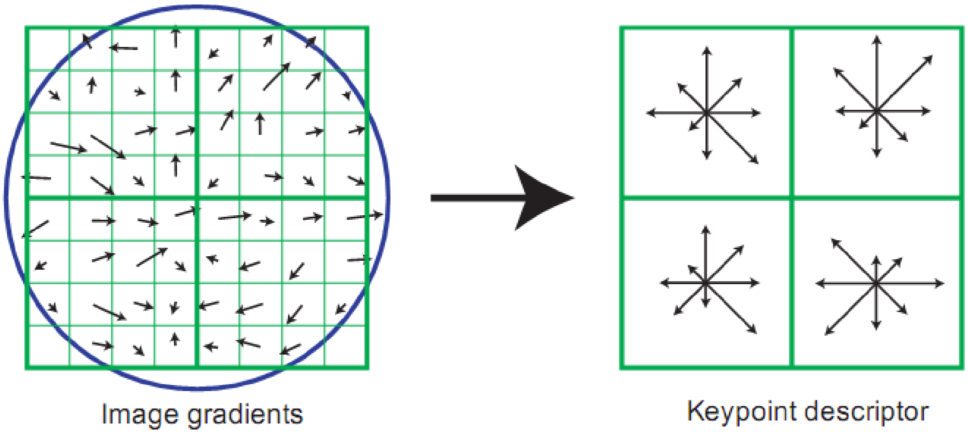


Abbildung 4: Die Orientierungen werden einer Region rund um den Merkmalspunkt berechnet und mit der Gaußfunktion gewichtet (blauer Ring). Als Histogramm werden diese nochmals in Regionen eingeteilt. Quelle: [2]

ner Gaußfunktion, ausgehend vom Merkmalspunkt, gewichtet. Die so errechneten Orientierungen werden als Histogramme nochmals zu Regionen zusammengefasst (siehe Abbildung 4).
Als Deskriptor ergibt sich somit aus der Anzahl der Regionen r und der Einträge im Histogramm h ein n-dimensionaler Vektor mit $n = r \cdot h$. Um Invarianz gegenüber Beleuchtungsänderungen zu erlangen, wird der Vektor abschließend auf Einheitslänge normiert.

4.9 Bemerkungen

Die vom SIFT-Algorithmus erstellten Merkmalspunkte bieten eine hohe Stabilität gegen eine Vielzahl von Störungen. Außerdem lassen sie sich effizient mit zuvor berechneten Punkten vergleichen.
Somit ist dieses Verfahren von denen hier vorgestellten als das fortschrittlichste anzusehen. Abseits der Verwendung zur Erstellung von Panoramabildern findet es außerdem in der Objekterkennung Einsatz. Durch die hohe Unterscheidbarkeit der

Merkmalspunkte lassen sich so mit nur wenigen richtig erkannten Korrespondenzen Objekte zuverlässig finden.

5 Schlussbemerkungen

Alle vorgestellten Verfahren liefern für ein Bild eine Menge von Merkmalspunkten, die ein Bild charakteristisch beschreiben. Erweiterte Verfahren, wie der SIFT-Algorithmus, bieten darüber hinaus noch Stabilität gegen verschiedene Bildtransformationen.

Die gefundenen Punkte lassen sich mit einem geeigneten Verfahren vergleichen, um so eine Korrespondenz zwischen den Merkmalspunkten herzustellen. Dadurch kann die Bewegung der Bildpunkte zwischen benachbarten Bildern nachvollzogen werden, und in weiteren Schritten kann so ein zusammengesetztes Panoramabild erstellt werden.

Literatur

[1] Farin, D.: *Automatic Video Segmentation Employing Object/Camera Modeling*. Doktorarbeit, Technische Universiteit Eindhoven, Einhoven, The Netherlands, 2005.

[2] Lowe, D.: *Distinctive image features from scale-invariant keypoints*. In *International Journal of Computer Vision*, Seiten 91–110, 2004.

[3] Weickert, J.: *Anisotropic Diffusion in Image Processing*. B. G. Teubner Stuttgart, 1998.